GUSTAVO HENRIQUE GONÇALVES VIVEIROS

BGP-Agent: Sistema Multiagente para Diagnóstico e Recomendação de Políticas de Roteamento BGP e Balanceamento de Carga

Belo Horizonte

2026

GUSTAVO HENRIQUE GONÇALVES VIVEIROS

BGP-Agent: Sistema Multiagente para Diagnóstico e Recomendação de Políticas de Roteamento BGP e Balanceamento de Carga

Monografia apresentada ao Curso de Sistemas de Informação da UFMG como requisito para avaliação da disciplina de Monografia em Sistemas de Informação II.

Universidade Federal de Minas Gerais

Instituto de Ciências Exatas

Departamento de Ciência da Computação

Orientador: Marcos Augusto Menezes Vieira

Belo Horizonte

2026

Resumo

Este documento apresenta a monografia sobre o BGP-Agent, um sistema multiagente para diagnóstico de anomalias de roteamento e recomendação de políticas de balanceamento de carga em redes BGP *multi-homed*. O objetivo central é automatizar parte do apoio à operação de rede, integrando um agente coletor de telemetria, um agente de diagnóstico baseado em XGBoost que classifica o estado da rede em oito classes operacionais, e um agente de recomendação que utiliza um modelo de linguagem especializado via QLoRA para gerar sugestões técnicas em linguagem natural. O sistema opera em modo *suggest-only*, sem alterar a rede automaticamente. A validação é realizada em uma bancada física composta por computadores executando FRRouting, organizados em um sistema autônomo interno com três roteadores de borda e um *Route Reflector*. O documento detalha a fundamentação teórica, a metodologia de implementação, a arquitetura do sistema e os resultados experimentais obtidos na comparação entre as estratégias de recomendação.

Palavras-chave: Roteamento BGP. Sistemas Multiagentes. Diagnóstico de Anomalias. Modelos de Linguagem. Fine-tuning.

Sumário

1 INTRODUÇÃO 5

1.1 Definição do Problema **5**

1.2 Objetivos **6**

1.2.1 Objetivo Geral 6

1.2.2 Objetivos Específicos 6

1.3 Justificativa **7**

1.4 Organização do Trabalho **7**

2 REFERENCIAL TEÓRICO 8

2.1 Roteamento BGP e Anomalias Operacionais **8**

2.2 Classificação de Estados com XGBoost **9**

2.3 Fine-tuning Eficiente com QLoRA **9**

2.4 Sistemas Multiagentes e Orquestração Baseada em Estados . . . **10**

3 METODOLOGIA 11

3.1 Bancada Física de Rede **11**

3.2 Arquitetura do Sistema Multiagente **13**

3.2.1 Agente 1: Coleta e Normalização 13

3.2.2 Agente 2: Diagnóstico 13

3.2.3 Agente 3: Recomendação 14

3.3 Especialização do Agente de Recomendação **14**

3.3.1 Geração do Conjunto de Dados 15

3.3.2 Procedimento de Fine-tuning 15

3.4 Método de Avaliação **15**

3.4.1 Delineamento Experimental 16

3.4.2 Métricas 16

3.4.3 Análise Estatística 17

4 RESULTADOS 18
4.1 Validação da Bancada Física 18
4.2 Resultados do Cenário Base (Cenário A) 18
4.3 Resultados Parciais da Especialização (Cenários B e C) 19
5 LIMITAÇÕES E TRABALHOS FUTUROS 21
5.1 Limitações 21
5.2 Trabalhos Futuros 21
6 CONCLUSÃO 23
REFERÊNCIAS 24

1 Introdução

O Border Gateway Protocol (BGP) é o protocolo padrão de roteamento entre domínios na Internet, responsável por trocar informações de alcançabilidade entre Sistemas Autônomos (*Autonomous Systems* – AS) e por determinar os caminhos pelos quais o tráfego transita entre redes distintas (REKHTER; LI; HARES, 2006). Como elemento central da conectividade global, o BGP desempenha papel decisivo na estabilidade e no desempenho das comunicações na Internet.

Esse papel torna-se ainda mais sensível em redes *multi-homed*, isto é, redes conectadas simultaneamente a mais de um provedor de trânsito (*upstream*). A conexão a múltiplos provedores aumenta a redundância e possibilita o balanceamento de carga entre os enlaces disponíveis, características desejáveis para organizações que dependem de conectividade contínua. Em contrapartida, essa mesma multiplicidade de caminhos amplia a complexidade operacional: falhas de configuração, anúncios indevidos de rotas e distribuições desequilibradas de tráfego podem gerar eventos que exigem identificação rápida e resposta tecnicamente fundamentada.

1.1 Definição do Problema

Em ambientes BGP reais, anomalias como a queda de sessões, o vazamento de rotas (*route leak*) e a concentração excessiva de tráfego em um único provedor ainda dependem, em grande parte, de diagnóstico manual. Para compreender a natureza de um evento, o operador precisa correlacionar informações heterogêneas, telemetria de interfaces, utilização dos enlaces, alterações na tabela de rotas e alertas externos, a fim de distinguir, por exemplo, um vazamento de rotas de um simples desequilíbrio de carga entre *upstreams*. Esse processo é frequentemente lento, suscetível a erro humano e pouco padronizado.

Ao mesmo tempo, avanços recentes em aprendizado de máquina tornaram viável tanto a classificação de estados a partir de dados de telemetria quanto a adaptação eficiente de modelos de linguagem de grande porte para tarefas especializadas. Esse cenário abre espaço para soluções híbridas, nas quais um componente detecta padrões de anomalia a partir da telemetria

e outro traduz o diagnóstico em uma recomendação técnica textual, mais próxima do fluxo de trabalho do operador. É nesse contexto que se insere o presente trabalho, que propõe um sistema multiagente para diagnóstico assistido de anomalias BGP e recomendação de políticas de balanceamento de carga.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo geral deste trabalho é propor, desenvolver e avaliar o BGP-Agent, um protótipo de sistema multiagente para o diagnóstico de anomalias de roteamento BGP e a recomendação assistida de políticas de balanceamento de carga, operando em modo *suggest-only* e integrando um agente de classificação do estado da rede a um agente de geração de recomendações em linguagem natural.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para alcançar o objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Estudar o problema de diagnóstico de anomalias em redes BGP *multi-homed* e definir as classes operacionais de interesse;
- Modelar uma arquitetura multiagente composta pelas etapas de coleta de telemetria, diagnóstico e recomendação;
- Implementar um agente de diagnóstico baseado em XGBoost para a classificação do estado da rede;
- Construir, de forma sintética, um conjunto de pares instrução–resposta e especializar um modelo de linguagem por meio de *fine-tuning* com QLoRA para o agente de recomendação;
- Montar uma bancada física de rede, baseada em FRRouting, para a reprodução controlada de anomalias e a validação do sistema;

- Avaliar experimentalmente o sistema, comparando diferentes estratégias de uso do agente de recomendação quanto à qualidade das ações sugeridas.

1.3 Justificativa

A motivação para este trabalho reside na dificuldade prática de diagnosticar rapidamente anomalias em ambientes BGP com múltiplas fontes de dados e diferentes sinais operacionais. A automação de parte desse processo tem o potencial de reduzir o tempo de resposta a incidentes, diminuir a dependência de conhecimento altamente especializado e padronizar as recomendações técnicas, contribuindo para a estabilidade de serviços sensíveis à conectividade. Adicionalmente, ao empregar a técnica de *fine-tuning* eficiente com QLoRA, este trabalho investiga a viabilidade de especializar um modelo de linguagem para o domínio de redes utilizando hardware de custo acessível, aproximando soluções baseadas em modelos de linguagem do contexto operacional real. Do ponto de vista científico, busca-se avaliar a viabilidade de combinar o diagnóstico automático de anomalias na telemetria de rede com a geração de recomendações em linguagem natural dentro de uma arquitetura multiagente auditável.

1.4 Organização do Trabalho

Este documento está organizado da seguinte forma:

- O **Capítulo 2** apresenta a fundamentação teórica, abordando os conceitos de roteamento BGP e suas anomalias, a classificação de estados com XGBoost, o *fine-tuning* eficiente com QLoRA e os sistemas multiagentes com orquestração baseada em estados.
- O **Capítulo 3** descreve a metodologia do trabalho, detalhando a arquitetura proposta, a bancada física de rede, o funcionamento de cada agente e as ferramentas utilizadas.
- O **Capítulo 4** apresenta os experimentos realizados e a análise dos resultados obtidos na comparação entre as estratégias de recomendação.
- Por fim, o **Capítulo 6** discute as conclusões do trabalho, suas limitações e as perspectivas de trabalhos futuros.

2 Referencial Teórico

Este capítulo apresenta os conceitos fundamentais para a compreensão do sistema proposto. Inicialmente, são abordados o protocolo de roteamento BGP e suas anomalias operacionais. Em seguida, discutem-se as técnicas de aprendizado de máquina empregadas pelos agentes de diagnóstico e de recomendação, respectivamente, a classificação com XGBoost e o *fine-tuning* eficiente com QLoRA. Por fim, apresentam-se os conceitos de sistemas multiagentes com orquestração baseada em estados, que fundamentam a integração da solução.

2.1 Roteamento BGP e Anomalias Operacionais

O *Border Gateway Protocol* (BGP) é o protocolo de roteamento entre domínios responsável por trocar informações de alcançabilidade de redes entre Sistemas Autônomos (AS) na Internet (REKHTER; LI; HARES, 2006). Um AS é um conjunto de roteadores sob uma mesma administração, identificado por um número único. A troca de rotas ocorre por meio de sessões BGP estabelecidas entre roteadores vizinhos, que se dividem em duas modalidades: o *External BGP* (eBGP), utilizado entre roteadores de Sistemas Autônomos distintos, e o *Internal BGP* (iBGP), utilizado entre roteadores de um mesmo AS (REKHTER; LI; HARES, 2006).

Em uma malha iBGP, há a exigência de que as rotas aprendidas internamente não sejam repassadas a outros vizinhos iBGP, regra que previne a formação de laços de roteamento. Como consequência, seria necessária uma topologia totalmente conectada (*full mesh*) entre os roteadores internos, o que limita a escalabilidade da rede. O *Route Reflector* (RR) é o mecanismo que contorna essa limitação: um roteador designado passa a refletir as rotas aprendidas por iBGP para seus clientes, eliminando a necessidade de sessões diretas entre todos os roteadores internos (BATES; CHEN; CHANDRA, 2006).

Em ambientes *multi-homed*, nos quais um AS se conecta a múltiplos provedores de trânsito, falhas de configuração, anúncios indevidos e distribuições desequilibradas de tráfego podem originar eventos que comprometem a estabilidade da conectividade. Entre as anomalias operacionais de maior relevância destacam-se a queda de sessões BGP, que resulta na perda

de caminhos e na possível redistribuição abrupta de tráfego; o vazamento de rotas (*route leak*), caracterizado pela propagação de anúncios que violam as políticas de roteamento esperadas; e a assimetria de carga entre *upstreams*, em que um provedor concentra volume de tráfego significativamente maior que os demais. A identificação correta dessas situações é essencial para a operação da rede e constitui o foco do agente de diagnóstico proposto neste trabalho.

2.2 Classificação de Estados com XGBoost

A tarefa de diagnóstico do estado da rede pode ser formulada como um problema de classificação supervisionada, no qual um conjunto de métricas observadas é mapeado para uma categoria operacional. O XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) (CHEN; GUESTRIN, 2016) é um algoritmo de aprendizado de máquina baseado em *gradient boosting* de árvores de decisão, amplamente utilizado em tarefas de classificação sobre dados tabulares devido à sua eficiência e ao seu desempenho.

A técnica de *boosting* consiste em combinar, de forma sequencial, múltiplas árvores de decisão simples, nas quais cada nova árvore é treinada para corrigir os erros residuais das anteriores. O XGBoost aprimora essa ideia com otimizações como a regularização para o controle de sobreajuste, o processamento paralelo e o tratamento eficiente de dados esparsos (CHEN; GUESTRIN, 2016). Entre as características que tornam o algoritmo adequado ao contexto deste trabalho estão o baixo custo computacional de treinamento e inferência, dispensando o uso de unidades de processamento gráfico, e a capacidade de fornecer estimativas de probabilidade por classe, úteis para avaliar a confiança de cada diagnóstico.

2.3 Fine-tuning Eficiente com QLoRA

Modelos de linguagem de grande porte (*Large Language Models* – LLMs) são capazes de gerar texto em linguagem natural de forma fluente, mas seu ajuste para tarefas específicas tradicionalmente demanda recursos computacionais elevados. O ajuste fino completo (*full fine-tuning*) de um modelo com bilhões de parâmetros exige a atualização de todos os seus pesos, o que requer hardware de alto custo, frequentemente indisponível em contextos

acadêmicos.

O QLoRA (*Quantized Low-Rank Adaptation*) (DETTMERS et al., 2023) é uma técnica de ajuste fino eficiente que torna viável a especialização de LLMs em hardware restrito. Sua abordagem combina dois mecanismos principais. O primeiro é a quantização dos pesos do modelo para uma representação de 4 bits (formato NF4), o que reduz substancialmente o consumo de memória. O segundo é a adaptação de baixo posto (*Low-Rank Adaptation* – LoRA), na qual os pesos originais do modelo permanecem congelados e apenas um pequeno conjunto de matrizes adaptadoras é treinado, correspondendo a uma fração reduzida do total de parâmetros (DETTMERS et al., 2023). Dessa forma, o QLoRA preserva desempenho próximo ao do ajuste fino tradicional com custo significativamente inferior, viabilizando a especialização de um modelo de linguagem para o domínio de redes em uma única unidade de processamento gráfico de capacidade modesta.

2.4 Sistemas Multiagentes e Orquestração Baseada em Estados

Um sistema multiagente é composto por múltiplos componentes autônomos e especializados que cooperam para a realização de uma tarefa complexa. Essa organização modular favorece a manutenibilidade, a rastreabilidade e a evolução do sistema, na medida em que cada agente assume um papel bem delimitado, no caso deste trabalho, as etapas de coleta, diagnóstico e recomendação.

A coordenação entre os agentes pode ser realizada por meio de uma orquestração baseada em estados (*stateful*), em que um estado compartilhado é mantido e transmitido entre as etapas do processamento. Esse modelo permite preservar o histórico das decisões, registrar a trilha de raciocínio e implementar fluxos condicionais, como o reprocessamento de uma entrada em casos de baixa confiança no diagnóstico. Ferramentas como o LangGraph (LangChain, 2024) fornecem abstrações para a construção desse tipo de fluxo, modelando a aplicação como um grafo de nós em que cada nó corresponde a uma etapa do processamento e as transições determinam a passagem de estado entre os agentes. Essa abordagem é particularmente adequada quando a decisão final depende da composição entre modelos heterogêneos, como um classificador de estados e um modelo de linguagem, conforme proposto na arquitetura deste trabalho.

3 Metodologia

A metodologia adotada neste trabalho possui natureza experimental e aplicada, consistindo no desenvolvimento de um protótipo de software, denominado BGP-Agent, e na sua subsequente avaliação quantitativa em um ambiente controlado. O sistema é estruturado como uma arquitetura multiagente que opera em modo *suggest-only*, isto é, sem executar automaticamente qualquer alteração na rede: toda recomendação produzida destina-se à aprovação de um operador humano.

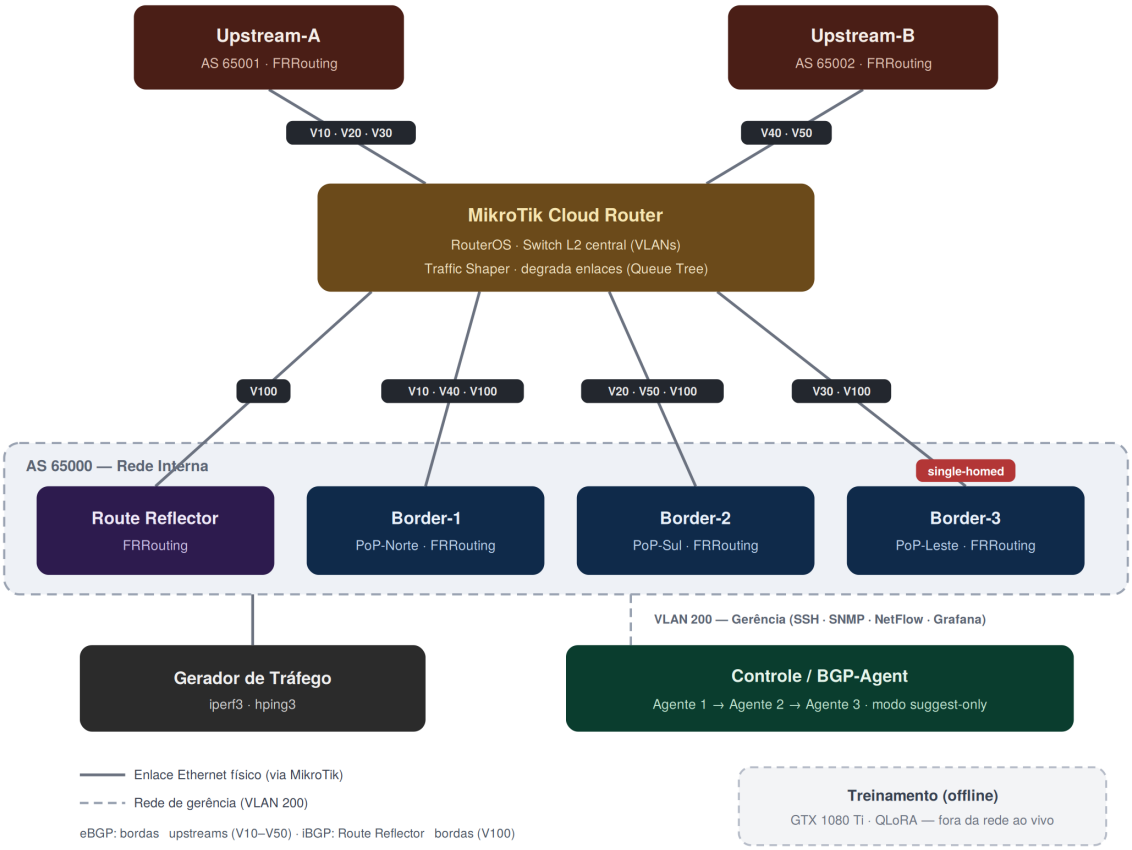
Este capítulo detalha a bancada física de rede utilizada para a reprodução de anomalias, a arquitetura dos agentes que compõem o sistema, o processo de especialização do agente de recomendação e o método de avaliação experimental.

3.1 Bancada Física de Rede

A validação do sistema foi realizada em uma bancada física, na qual cada roteador é emulado por um computador executando o *software* de roteamento FRRouting (FRRouting Project, 2024), controlado por meio de sua interface de linha de comando (*vtysh*). Essa abordagem permite que computadores de propósito geral atuem como roteadores BGP, viabilizando a construção de uma topologia realista sem a necessidade de equipamentos de rede dedicados. A Figura 1 apresenta uma visão geral da topologia montada e dos componentes que a integram.

A topologia reproduz um Sistema Autônomo interno (AS 65000) conectado a dois provedores de trânsito externos, o *Upstream*-A (AS 65001) e o *Upstream*-B (AS 65002). O AS interno é composto por três roteadores de borda e por um *Route Reflector*, responsável por centralizar e redistribuir as rotas aprendidas internamente, eliminando a necessidade de uma malha iBGP totalmente conectada. As sessões eBGP são estabelecidas entre os roteadores de borda e os provedores externos, enquanto as sessões iBGP conectam os roteadores de borda ao *Route Reflector*. Um dos roteadores de borda é configurado como *single-homed*, conectando-se a apenas um dos provedores, o que reproduz uma condição comum em redes reais e restringe as possibilidades de balanceamento naquele ponto da topologia.

Figura 1 – Topologia da bancada física de rede utilizada na validação.



Fonte: Elaborada pelo autor.

A separação dos enlaces é realizada por um equipamento MikroTik com sistema operacional RouterOS, que desempenha duas funções. Na primeira, atua como comutador de camada 2, segmentando a rede física em redes locais virtuais (VLANs), de modo que cada VLAN corresponda a uma adjacência BGP distinta sobre o mesmo meio físico. Na segunda, atua como condicionador de tráfego (*traffic shaper*), por meio do recurso de *Queue Tree*, degradando a capacidade de enlaces específicos de forma controlada para induzir as anomalias a serem diagnosticadas. A geração de carga é realizada por ferramentas de tráfego sintético, e a observação da rede é apoiada por coleta de telemetria via SNMP e fluxos de tráfego, com visualização em tempo real por meio de painéis Grafana.

O processo de especialização do modelo de linguagem, descrito na Seção 3.3, foi conduzido em uma máquina equipada com uma unidade de processamento gráfico NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti, com 11 GB de memória, separada da infraestrutura de execução em tempo real do sistema.

3.2 Arquitetura do Sistema Multiagente

O BGP-Agent é organizado como um *pipeline* de três agentes especializados, executados de forma encadeada e coordenados por uma orquestração baseada em estados, implementada com o LangGraph (LangChain, 2024). O estado compartilhado transporta a janela de telemetria, o diagnóstico produzido e o histórico de recomendações entre as etapas, permitindo a manutenção da trilha de raciocínio e a implementação de fluxos condicionais. As subseções a seguir descrevem cada agente.

3.2.1 Agente 1: Coleta e Normalização

O primeiro agente é responsável pela aquisição e padronização dos dados operacionais da rede. Ele reúne informações de telemetria provenientes de diferentes fontes, incluindo estatísticas de interface via SNMP, fluxos de tráfego e atualizações de rotas BGP. Os dados coletados são organizados em janelas temporais compostas por 15 amostras (*snapshots*) consecutivas, capturadas em um ciclo de 30 segundos, nas quais cada amostra reúne um conjunto de 42 características que descrevem o estado da rede naquele instante. Essa janela normalizada constitui a entrada do agente de diagnóstico.

3.2.2 Agente 2: Diagnóstico

O segundo agente realiza a classificação do estado da rede a partir da janela de telemetria fornecida pelo Agente 1. Para tanto, as métricas observadas ao longo da janela de 15 amostras são consolidadas em uma representação de características em formato tabular, que serve de entrada para um classificador baseado em XGBoost (CHEN; GUESTRIN, 2016). A saída do agente é a atribuição de uma entre oito classes operacionais, acompanhada da respectiva probabilidade, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Classes diagnósticas e respectivas ações de recomendação.

Classe	**Descrição**	**Ação sugerida**
normal	Operação dentro dos parâmetros esperados	*no_action*
session_down	Queda de uma sessão BGP	*session_soft_reset*
overload_br1	Sobrecarga no roteador de borda 1	*local_pref_reduce*
overload_br2	Sobrecarga no roteador de borda 2	*local_pref_reduce*
overload_br3	Sobrecarga no roteador de borda 3	*local_pref_reduce*
multi_overload	Sobrecarga simultânea em múltiplas bordas	*local_pref_reduce*
imbalanced	Desequilíbrio de tráfego entre os *upstreams*	*local_pref_reduce*
rib_anomaly	Inconsistência na tabela de rotas (RIB)	*session_soft_reset*

Fonte: Elaborada pelo autor.

3.2.3 Agente 3: Recomendação

O terceiro agente recebe o diagnóstico produzido pelo Agente 2, acompanhado do contexto operacional da janela, e gera uma recomendação técnica em linguagem natural. Cabe destacar que o agente não revisa nem altera a classe diagnosticada: o diagnóstico é responsabilidade exclusiva do Agente 2, e o contexto é utilizado apenas para detalhar a recomendação, como a determinação do roteador e do vizinho a serem ajustados. O agente é implementado sobre um modelo de linguagem Qwen3 de 8 bilhões de parâmetros (YANG et al., 2025), servido localmente pela ferramenta Ollama (Ollama, 2024), o que mantém todo o processamento na infraestrutura local, sem dependência de serviços externos.

A recomendação é estruturada e contém a ação sugerida, sua justificativa, o impacto esperado e o risco associado. As ações pertencem a um conjunto restrito de quatro possibilidades: *no_action* (nenhuma intervenção), *session_soft_reset* (reinício suave de uma sessão BGP, que força o reaprendizado de rotas sem derrubar a adjacência), *local_pref_reduce* (redução da preferência local de um caminho, deslocando tráfego para outro provedor) e *local_pref_restore* (restauração da preferência local ao valor padrão quando a condição de sobrecarga é normalizada).

3.3 Especialização do Agente de Recomendação

Modelos de linguagem de propósito geral, quando utilizados sem adaptação, tendem a produzir recomendações inconsistentes com o domínio, tanto no formato da saída quanto na escolha das ações. Para mitigar essa limitação, o agente de recomendação foi especializado por

meio de *fine-tuning* com a técnica QLoRA (DETTMERS et al., 2023).

3.3.1 Geração do Conjunto de Dados

O conjunto de dados de especialização foi gerado de forma sintética. Para cada classe diagnóstica, os valores das características são amostrados a partir de uma distribuição centrada no perfil típico daquela classe, com variação aleatória, de modo a produzir exemplos diversos. A cada exemplo é associada a ação correta por meio de um mapeamento determinístico entre classe e ação, que constitui o gabarito (*ground-truth*) do conjunto, conforme a correspondência apresentada na Tabela 1. O valor de preferência local atribuído às ações de *local_pref_reduce* varia conforme a gravidade da anomalia, sendo mais agressivo nos casos de sobrecarga múltipla e mais brando nos casos de desequilíbrio. As justificativas textuais são geradas a partir de modelos de redação variados, com substituição dos valores numéricos reais de cada estímulo, e os exemplos são estruturados no formato de diálogo ChatML. O conjunto resultante é particionado em subconjuntos de treino, validação e teste.

3.3.2 Procedimento de Fine-tuning

O ajuste fino foi conduzido sobre o modelo Qwen3 de 8 bilhões de parâmetros, quantizado para 4 bits, com o treinamento restrito a adaptadores de baixo posto aplicados às camadas de atenção, mantendo congelados os pesos originais do modelo. Esse procedimento viabiliza a especialização do modelo na unidade de processamento gráfico de capacidade modesta descrita anteriormente. Ao final do treinamento, os adaptadores são incorporados ao modelo, que é exportado e disponibilizado no Ollama para utilização pelo Agente 3.

3.4 Método de Avaliação

A avaliação do sistema concentra-se na qualidade das recomendações produzidas pelo agente de recomendação, comparando-se três estratégias de utilização do modelo de linguagem:

- **Cenário A:** modelo de linguagem base, sem *fine-tuning*, utilizado apenas com instruções via *prompt*, servindo como *baseline*;
- **Cenário B:** modelo especializado por *fine-tuning*, sem instruções adicionais via *prompt*;
- **Cenário C:** modelo especializado por *fine-tuning* em conjunto com instruções via *prompt*.

3.4.1 Delineamento Experimental

A comparação entre os cenários foi organizada segundo um delineamento em blocos completos casualizados (*Randomized Complete Block Design* – RCBD), no qual as oito classes diagnósticas constituem os blocos. Esse delineamento controla a variabilidade decorrente da diferença de dificuldade entre as classes, garantindo que a comparação entre os cenários não seja influenciada pela proporção de casos mais simples ou mais complexos. Para cada combinação de cenário e classe foram realizadas 30 réplicas, com estímulos amostrados de forma independente e ordem de execução randomizada, totalizando 720 medições.

3.4.2 Métricas

As principais métricas utilizadas na avaliação são:

- **Acurácia da ação (*action_ok*):** proporção de recomendações em que a ação sugerida coincide com a ação esperada pelo gabarito; constitui a métrica principal;
- **Validade do formato (*schema_valid*):** proporção de respostas estruturalmente válidas e com os campos esperados;
- **Acurácia do alvo (*router_ok*):** proporção de recomendações que indicam corretamente o roteador a ser ajustado;
- **Latência:** tempo de resposta para a geração da recomendação;
- **Adequação da preferência local:** desvio entre o valor de preferência local sugerido e o valor esperado, para as ações de *local_pref_reduce*.

3.4.3 Análise Estatística

Os resultados são submetidos a uma análise estatística para verificar a significância das diferenças entre os cenários. Inicialmente, a normalidade das distribuições é avaliada por meio do teste de Shapiro-Wilk. Em seguida, conforme a aderência à normalidade, aplicam-se testes de comparação entre grupos, análise de variância (ANOVA) ou o teste de Kruskal-Wallis, acompanhados de testes *post-hoc* para a identificação das diferenças entre pares de cenários, além do cálculo do tamanho de efeito e de intervalos de confiança.

4 Resultados

Este capítulo apresenta os resultados experimentais obtidos com o BGP-Agent. Inicialmente, descreve-se o estado operacional da bancada física utilizada na validação. Em seguida, apresentam-se os resultados consolidados do cenário de *baseline* (Cenário A), com a respectiva análise por classe diagnóstica, e, por fim, os resultados parciais relativos à especialização do agente de recomendação.

4.1 Validação da Bancada Física

A bancada física de rede foi montada e encontra-se plenamente operacional. Todas as sessões BGP previstas na topologia foram estabelecidas com sucesso e mantidas no estado *established*, totalizando cinco sessões eBGP, entre os roteadores de borda e os provedores externos, e dez sessões iBGP, internas ao Sistema Autônomo. O *Route Reflector* mantém as adjacências iBGP com os roteadores de borda, e os provedores externos anunciam corretamente seus prefixos, que são propagados e observados nas tabelas de rotas dos roteadores internos.

A telemetria da rede, incluindo o estado das sessões, a utilização dos enlaces e o conteúdo das tabelas de rotas, é coletada e visualizada em tempo real por meio de painéis Grafana. A capacidade de induzir anomalias de forma controlada, por meio do condicionamento de tráfego, e de observar seus efeitos na telemetria foi verificada, confirmando que a infraestrutura é adequada à geração dos estímulos necessários à avaliação dos agentes.

4.2 Resultados do Cenário Base (Cenário A)

O Cenário A, que utiliza o modelo de linguagem base sem *fine-tuning*, foi integralmente executado, totalizando 240 medições (30 réplicas para cada uma das oito classes diagnósticas). Os resultados agregados são apresentados na Tabela 2.

O modelo base produz respostas estruturalmente válidas em todos os casos, mas sua acurácia de ação é baixa. A análise por classe (Tabela 3) revela a origem desse comportamento.

Tabela 2 – Resultados agregados do Cenário A (240 medições).

Métrica	**Valor**
Acurácia da ação (*action_ok*)	37,5%
Validade do formato (*schema_valid*)	100%
Acurácia do alvo (*router_ok*)	87,5%
Latência mediana	9,4 s

Fonte: Elaborada pelo autor.

Tabela 3 – Acurácia da ação por classe diagnóstica no Cenário A.

Classe	**Acurácia da ação**
normal	100%
session_down	100%
rib_anomaly	100%
overload_br1	0%
overload_br2	0%
overload_br3	0%
multi_overload	0%
imbalanced	0%

Fonte: Elaborada pelo autor.

Observa-se um padrão nítido: o modelo base classifica corretamente as situações cuja ação esperada é *no_action* ou *session_soft_reset*, mas falha integralmente nas cinco classes associadas à ação *local_pref_reduce*. A inspeção das respostas confirma que o modelo base nunca recomenda a redução de preferência local; em vez disso, recomenda predominantemente o reinício de sessão e, em menor grau, nenhuma ação. Em outras palavras, o modelo de propósito geral é incapaz de associar as anomalias de sobrecarga e de desequilíbrio à ação de balanceamento de carga adequada, justamente o problema central que o sistema se propõe a resolver.

4.3 Resultados Parciais da Especialização (Cenários B e C)

O processo de *fine-tuning* do agente de recomendação encontra-se em fase de conclusão. A variante especializada com instrução de sistema apresentou convergência adequada durante o treinamento, atingindo acurácia de *token* superior a 96% no conjunto de validação já na primeira época, com estabilização nas épocas subsequentes, o que indica que o modelo aprendeu a tarefa proposta sem sinais de sobreajuste.

Resultados preliminares da avaliação do modelo especializado em conjunto com *prompt* (Cenário C) já indicam uma melhora substancial na acurácia de ação em relação ao

baseline, em especial nas classes de sobrecarga que permaneciam sem qualquer acerto no Cenário A. Esses resultados, contudo, ainda são preliminares: a execução de uma das variantes de especialização não foi concluída, e identificou-se a necessidade de ajustar a configuração de inferência do modelo, de modo a evitar respostas truncadas em parte das medições.

5 Limitações e Trabalhos Futuros

Este capítulo discute as limitações que delimitam o alcance dos resultados obtidos e, a partir delas, aponta as principais direções para a continuidade do trabalho.

5.1 Limitações

Os resultados apresentados devem ser interpretados à luz de algumas limitações. A primeira é o caráter parcial da avaliação experimental: o estudo comparativo entre os três cenários ainda não foi integralmente concluído, restando a finalização de uma das variantes de especialização e a consolidação da análise estatística.

A segunda limitação diz respeito ao escopo da avaliação. Como os agentes operam em cascata, a qualidade das recomendações do Agente 3 depende da correção do diagnóstico fornecido pelo Agente 2. A avaliação concentrou-se no agente de recomendação de forma isolada, a partir de diagnósticos controlados, o que permite quantificar o efeito da especialização, mas não cobre ainda a operação conjunta dos três agentes em fluxo completo.

Por fim, o tratamento de algumas classes é deliberadamente restrito, a classe de inconsistência na tabela de rotas, por exemplo, limita-se a situações de reaprendizado de rotas, e os resultados referem-se a uma única topologia de bancada, o que delimita o alcance das conclusões quanto à generalização do sistema.

5.2 Trabalhos Futuros

A partir das limitações identificadas, destacam-se as seguintes direções para trabalhos futuros. A primeira é a consolidação da avaliação experimental, com a conclusão da especialização da variante remanescente, o ajuste da configuração de inferência do modelo, a execução integral dos Cenários B e C e a realização da análise estatística completa, com testes de hipótese, tamanho de efeito e intervalos de confiança, de modo a quantificar a significância das diferenças entre as estratégias de recomendação.

A segunda direção é a avaliação do sistema em fluxo completo (*end-to-end*), considerando o desempenho conjunto dos três agentes, incluindo a propagação de eventuais erros de diagnóstico do Agente 2 e o uso da estimativa de confiança da classificação como mecanismo de mitigação em casos incertos.

A terceira direção refere-se à ampliação da abrangência das anomalias e das ações, como o tratamento de vazamentos de rotas que exijam a aplicação de filtros de roteamento, além da avaliação da generalização do sistema para topologias distintas da utilizada na bancada.

6 Conclusão

Este trabalho propôs o BGP-Agent, um sistema multiagente para diagnóstico de anomalias de roteamento BGP e recomendação assistida de políticas de balanceamento de carga, operando em modo *suggest-only*. A solução integra um agente de coleta de telemetria, um agente de diagnóstico baseado em XGBoost que classifica o estado da rede em oito classes operacionais, e um agente de recomendação fundamentado em um modelo de linguagem especializado por meio de *fine-tuning*.

Os resultados obtidos sustentam a viabilidade da arquitetura proposta. A bancada física demonstrou que o sistema opera sobre uma rede BGP realista e funcional, com coleta de telemetria e indução controlada de anomalias. O resultado do cenário de *baseline* cumpriu um papel duplo: além de servir como referência, evidenciou de forma objetiva a lacuna de um modelo de linguagem não especializado, que falha sistematicamente nas ações de balanceamento de carga. Os resultados parciais da especialização, por sua vez, indicam que o *fine-tuning* corrige precisamente essa lacuna, reforçando a hipótese central do trabalho.

Conclui-se que a combinação de diagnóstico automático de anomalias com a geração de recomendações em linguagem natural, em uma arquitetura multiagente auditável e operando em modo *suggest-only*, constitui uma abordagem promissora para o apoio à operação de redes BGP. A consolidação da avaliação experimental e a validação do sistema em fluxo completo, apontadas como trabalhos futuros, deverão confirmar de forma quantitativa o ganho proporcionado pela especialização do agente de recomendação.

Referências

BATES, T.; CHEN, E.; CHANDRA, R. *BGP Route Reflection: An Alternative to Full Mesh Internal BGP (IBGP)*. 2006. RFC 4456, Internet Engineering Task Force. Disponível em: <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc4456>.

CHEN, T.; GUESTRIN, C. XGBoost: A scalable tree boosting system. In: *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*. [S.l.]: ACM, 2016. p. 785–794.

DETTMERS, T. et al. QLoRA: Efficient finetuning of quantized LLMs. In: *Advances in Neural Information Processing Systems 36 (NeurIPS)*. [S.l.: s.n.], 2023.

FRRouting Project. *FRRouting User Manual*. 2024. Documentação do projeto. Disponível em: <https://frrouting.org>.

LangChain. *LangGraph: Building Stateful, Multi-Actor Applications with LLMs*. 2024. Documentação oficial. Disponível em: <https://langchain-ai.github.io/langgraph/>.

Ollama. *Ollama: Get up and running with large language models locally*. 2024. Documentação oficial. Disponível em: <https://ollama.com>.

REKHTER, Y.; LI, T.; HARES, S. *A Border Gateway Protocol 4 (BGP-4)*. 2006. RFC 4271, Internet Engineering Task Force. Disponível em: <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc4271>.

YANG, A. et al. *Qwen3 Technical Report*. 2025. ArXiv:2505.09388. Disponível em: <https://arxiv.org/abs/2505.09388>.