Arthur Sabino Santos Orientador: Francisco Airton Silva

Sistema de Monitoramento de Incêndios Florestais Apoiado por Veículos Aéreos Não Tripulados e Computação de Borda: uma Avaliação de Desempenho Usando Redes de Petri

Picos - PI 13 de junho de 2025 Arthur Sabino Santos Orientador: Francisco Airton Silva

Sistema de Monitoramento de Incêndios Florestais Apoiado por Veículos Aéreos Não Tripulados e Computação de Borda: uma Avaliação de Desempenho Usando Redes de Petri

Modelo de Trabalho de Conclusão de Curso em Bacharelado em Sistemas de Informação na Universidade Federal do Piauí. Este modelo está em conformidade com as normas ABNT.

Universidade Federal do Piauí Campus Senador Helvídio Nunes de Barros Bacharelado em Sistemas de Informação

> Picos - PI 13 de junho de 2025

FICHA CATALOGRÁFICA Serviço de Processamento Técnico da Universidade Federal do Piauí Biblioteca José Albano de Macêdo



Elaborada por Maria Letícia Cristina Alcântara Gomes Bibliotecária CRB nº 03/1835

SISTEMA DE MONITORAMENTO DE INCÊNDIOS FLORESTAIS APOIADOS POR VEÍCULOS AÉREOS NÃO TRIPULADOS E COMPUTAÇÃO DE BORDA: UMA AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO UTILIZANDO REDES DE PETRI

ARTHUR SABINO SANTOS

Monografia aprovada como exigência parcial para obtenção do grau de Bacharel em Sistemas de Informação.

Data de Aprovação

Picos – PI, 23 de junho de 2025



Documento assinado digitalmente GOV.DY FRANCISCO AIRTON PEREIRA DA SILVA Data: 23/06/2025 11:35:13-0300 Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Francisco Airton Pereira da Silva



Documento assinado digitalmente LEONEL FEITOSA CORREIA Data: 23/06/2025 11:40:38-0300 Verifique em https://validar.iti.gov.br

Prof. Leonel Feitosa Correia

Documento assinado digitalmente CONTRACT AND A CONTRA

Prof. Frank Cesár Lopes Véras

Agradecimentos

Antes de qualquer coisa, quero agradecer a Deus, por estar comigo em cada momento, quando eu não conseguia enxergar saída, quando as dúvidas me consumiam e o medo me paralisava. Ele quem me sustentava em silêncio, me guiava com sabedoria e renovava minhas forças. Deus é bom o tempo todo, e o tempo todo Deus é bom. À minha família, que é minha base, à minha avó, Dona Rosa, com quem aprendi sobre amor, paciência e humildade. Seus conselhos simples, seu olhar acolhedor e sua força silenciosa foram lições que levarei para sempre. À minha mãe, Leyde, que me ensinou com o exemplo o que é amor verdadeiro, sacrifício e superação. Ao meu pai, Manoel, por estar presente de formas muitas vezes discretas, mas sempre fundamentais foram essenciais para que eu amadurecesse.

Às minhas irmãs e irmão, Muryel, Magda e Antônio Marcos, que nunca deixaram de torcer por mim. Obrigado por acreditarem em mim mesmo quando eu não sabia direito o que queria da vida. Nossos laços, mesmo que às vezes silenciosos, sempre me deram força. À minha namorada, Isla, que estava comigo quando o cansaço falava mais alto, quando a ansiedade tomava conta, quando eu queria desistir. Por me lembrar do meu valor quando eu esquecia, por celebrar cada pequena vitória comigo, por estar ali mesmo nos dias nublados. Você foi abrigo e luz em meio a escuridão. Você é parte fundamental dessa conquista, e meu coração é grato demais por ter você ao meu lado. À minha família longe de casa, meu agradecimento mais sincero, ao Luiz Nelson, à Leya e João Neto, com quem compartilhei tantas angústias e também tantos sorrisos. Quantas vezes fingimos estar bem só para ajudar o outro a continuar... E mesmo assim, conseguimos seguir juntos. Aos miúdos, obrigado por tornarem os dias difíceis mais leves e mostrarem que a vida acadêmica também pode ser divertida. Cada piada, meme e conversa fez diferença.

Ao meu orientador, professor Dr. Francisco Airton Silva, meu profundo respeito e gratidão. Obrigado por enxergar potencial onde eu só via dúvida, por sua paciência diante das minhas inseguranças, e por sua firmeza quando eu precisava de direção. Ao grupo de pesquisa PASID, estar com vocês foi um divisor de águas na minha trajetória. As discussões, os estudos, os desafios e momentos descontraídos moldaram meu olhar crítico. Cada reunião, cada dificuldade compartilhada foi parte de um processo riquíssimo de aprendizado. Obrigado por me acolherem, por me ensinarem tanto e por me darem espaço para crescer. Aos professores do curso de Sistemas de Informação, cada aula, cada projeto, cada avaliação teve seu papel no meu crescimento. Sei que nem sempre foi fácil para vocês ou para nós, alunos, mas saibam que tudo que aprendi nesse caminho teve impacto direto na formação que hoje levo com orgulho. Este trabalho não é só meu. Ele é fruto de muitas mãos, de muitos corações, de muitas histórias. E é com o coração transbordando de gratidão que eu digo: A GENTE CONSEGUIU!

Se você só fizer o que sabe, não vai ser nada além do que já é.

Resumo

Os incêndios florestais causam danos à vida, à biodiversidade e às propriedades, afetando os ecossistemas naturais, saudáveis e únicos. Durante a aplicação prática da prevenção de incêndios, inúmeras técnicas de detecção foram exaustivamente pesquisadas para prevenir incêndios devastadores. As técnicas melhoram a detecção precoce de incêndios e aceleram a resposta a emergências, reduzindo danos e otimizando as operações de contenção do sistema. A detecção de incêndios florestais é uma área crucial que requer uma infraestrutura sólida para equipamentos, manutenção e monitoramento constante. Contudo, um dos desafios mais prementes é a dificuldade em conduzir experimentos práticos que efetivamente validem a eficácia desses sistemas em situações reais de incêndio. Desse modo, seria necessário criar um ambiente controlado que pudesse mimetizar com precisão a propagação do fogo, a análise dos dados e a velocidade de resposta dos sistemas de deteccão. Esta monografia apresenta a proposta de um sistema de monitoramento de incêndios baseado na integração de drones, câmeras e tecnologias de computação em borda. A modelagem e a avaliação do desempenho do sistema são realizadas por meio de Redes de Petri Estocásticas (SPN), uma abordagem adequada para representar sistemas complexos e estocásticos. O modelo desenvolvido é parametrizável, permitindo a configuração de capacidades de recursos e tempos de serviço dos diversos componentes envolvidos. Ao todo, são considerados vinte e quatro parâmetros, o que viabiliza a análise de uma ampla gama de cenários operacionais, contribuindo para a identificação de configurações mais eficientes e resilientes.

Palavras-chaves: performance, fogo, drones, monitoramento, Petri Nets.

Abstract

Wildfires cause significant damage to life, biodiversity, and property, affecting natural, healthy, and unique ecosystems. In practical wildfire prevention efforts, numerous detection techniques have been extensively researched to prevent devastating outbreaks. These techniques enhance early fire detection and accelerate emergency response, thereby reducing damage and optimizing containment operations. Wildfire detection is a critical field that demands a robust infrastructure for equipment, maintenance, and continuous monitoring. However, one of the most pressing challenges is the difficulty of conducting practical experiments that effectively validate the performance of these systems in real fire scenarios. Therefore, it becomes necessary to create a controlled environment capable of accurately mimicking fire propagation, data analysis, and system response times. This monograph presents the proposal of a wildfire monitoring system based on the integration of drones, cameras, and edge computing technologies. The system's structure and performance are modeled and evaluated using Stochastic Petri Nets (SPN), a suitable approach for representing complex and stochastic systems. The developed model is parameterizable, allowing the configuration of resource capacities and service times for the various components involved. In total, twenty-four parameters are considered, enabling the analysis of a wide range of operational scenarios and contributing to the identification of more efficient and resilient configurations.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Componentes de um modelo SPN. .	19
Figura 2 – Exemplo de um modelo SPN.	19
Figura 3 – Exemplo genérico de gráfico de efeito dos fatores	21
Figura 4 – Gráficos de interação genéricos.	21
Figura 5 – Arquitetura do Sistema de Monitoramento de Incêndios	25
Figura 6 – Modelo SPN para o monitoramento de incêmdios	30
Figura 7 – Resultados do primeiro cenário:	35
Figura 8 – Resultados do segundo cenário	37
Figura 9 $-$ Camadas modificadas no modelo para deixá-lo em estado absorvente. $$.	40
Figura 10 – Exemplo de um modelo SPN com estado de absorção	40
Figura 11 $$ –Probabilidade de absorção com base nos elementos K processados	41
Figura 12 $$ –Probabilidade de absorção com base no atraso entre as chegadas. $$	42
Figura 13 $-$ Análise do tempo médio até a absorção em 2 situações	43
Figura 14 – Impacto de diferentes fatores na métrica MRT	46
Figura 15 $-$ Interação entre fatores em relação ao impacto na métrica MRT	47

Lista de tabelas

Tabela 1 –	Trabalhos relacionados.	22
Tabela 2 –	Descrição dos principais componentes do modelo.	32
Tabela 3 –	Parâmetros de potência do modelo	34
Tabela 4 –	Fatores e níveis do DoE	45
Tabela 5 –	Combinações de fatores considerando o MRT	45

Lista de abreviaturas e siglas

RSSFs Redes de Sensores sem fio SPNs Stochastic Petri Nets – Redes de Petri Estocásticas PNs Petri Nets – Redes de Petri MRT Mean Response Time – Tempo Médio de Resposta PTZPan-Tilt-Zoom – Câmera com Movimento Horizontal, Vertical e Zoom DP Drop Probability – Probabilidade de Descarte TP Throughput – Vazão do Sistema MTTA Mean Time to Absorption – Tempo Médio até a Absorção CDF *Cumulative Distribution Function* – Função de Distribuição Acumulada DoE Design of Experiments – Planejamento de Experimentos IoT Internet of Things – Internet das Coisas UAV Unmanned Aerial Vehicle – Veículo Aéreo Não Tripulado VANT Veículo Aéreo Não Tripulado – Tradução brasileira de UAV CPU Central Processing Unit – Unidade Central de Processamento AD Arrival Delay – Atraso entre Chegadas UN *Utilization* – Percentual de Utilização (do sistema ou componente) ST1 Service Time 1 – Tempo de Serviço (drones e torre) ST2Service Time 2 – Tempo de Serviço (camada de borda) CapD Capacidade de Dados nos Drones CapT Capacidade de Dados na Torre CapE Capacidade de Dados na Borda CapB Capacidade de Dados no Cabo de Transmissão/Base CapG Capacidade de Dados no Switch/Gateway CoreD Núcleos de Processamento dos Drones

CoreE	Núcleos de Processamento da Borda
CTMC	<i>Continuous-Time Markov Chain</i> – Cadeia de Markov em Tempo Con- tínuo
MANET	Mobile Ad Hoc Network – Rede Móvel Ad Hoc
LAR	Location-Aided Routing – Roteamento Auxiliado por Localização
OLSR	<i>Optimized Link State Routing</i> – Roteamento Otimizado por Estado de Enlace
HDRS	<i>Hop-Distance-based Reliable Scheduling</i> – Escalonamento Confiável com Base em Distância de Saltos
SEOF	Secure and Efficient Opportunistic Forwarding – Encaminhamento Oportunista Seguro e Eficiente
TSA	Trusted Service Architecture – Arquitetura de Serviço Confiável
EERP	<i>Energy Efficient Routing Protocol</i> – Protocolo de Roteamento Energe- ticamente Eficiente
IP	Internet Protocol – Protocolo de Internet
Switch	Comutador de Rede
AR	Arrival – Chegada de Dados
START	Ponto Inicial
FINISH	Ponto de Finalização

Sumário

1	Intr	odução1	4					
	1.1	Objetivos	.5					
2	Just	tificativa	6					
3	Ref	erencial Teórico	7					
	3.1	Sistemas de Monitoramento de Incêndios Florestais 1	.7					
	3.2	Redes de Petri Estocásticas	.8					
	3.3	Avaliação de Desempenho	.9					
	3.4	Análise de sensibilidade com DoE	20					
4	Tra	balhos Relacionados	2					
	4.1	Simulação	23					
	4.2	Mensuração	23					
	4.3	Principais Destaques desta Monografia	:4					
5	Arq	uitetura do Sistema	5					
	5.1	Arquitetura Geral do Sistema	25					
	5.2	Fluxo de Vida das Mensagens	27					
6	Mo	delagem SPN	9					
	6.1	Modelo SPN Base	29					
		6.1.1 Métricas	31					
	6.2	Resultados do Modelo Base	33					
		6.2.1 Cenário 1 - Variação no Número de Núcleos de Processamento na						
		Camada de Borda	35					
		6.2.2 Cenário 2 - Variação no Tempo de Serviço Exigido Pelo Poder de						
		Processamento	37					
	6.3 Modelo SPN Estendido							
		6.3.1 Tempo de Execução (MTTA e CDF) 3	39					
		6.3.2 Resultados do Modelo Estendido 4	1					
7	Aná	ilise de Sensibilidade com DoE 4	4					
	7.1	Design of Experiments	4					
	7.2	Análise dos Resultados	6					
8	Con	nclusão	8					

9	Publicações	 •	 •	•	 •	•	•	•	•	•	•	•	•	•	• •	 •	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	 4	19
Re	ferências	 •			 •	•				•				•			•	-			•		•					 í	51

1 Introdução

Os incêndios florestais são desastres que causam perdas devastadoras na vida humana, na biodiversidade e nas propriedades. A consequência se reflete nos biomas, destruindo vegetação e fauna, afetando a qualidade do ar e danificando o solo. Muitas técnicas de detecção foram extensivamente pesquisadas e desenvolvidas para aplicações práticas para mitigar os efeitos devastadores dos desastres causados por incêndios (DANG-NGOC; NGUYEN-TRUNG, 2019). Existem inúmeras técnicas disponíveis para detectar e monitorar incêndios florestais, incluindo sistemas de satélite, sensores ópticos e sistemas de câmeras, RSSFs e sistemas de drones (SAIRI et al., 2023). No início, eles contaram com o envolvimento humano, incluindo torres de observação de incêndios tripuladas e aeronaves pilotadas de observação de incêndios. Estas soluções alcançaram excelentes resultados, mas também eram muito caras e, por vezes, extremamente perigosas (GEORGIEV et al., 2020). No entanto, a evolução contínua da tecnologia impulsiona o desenvolvimento de métodos mais eficientes e seguros para a detecção precoce e a contenção eficaz destes desastres.

De 2013 a 2022, ocorreram em média 61.410 incêndios florestais anualmente e 7,2 milhões de acres impactados anualmente (KROWL; KEEGAN; HANSON, 2021). Dada a gravidade dos incêndios florestais, é essencial implementar sistemas de monitorização confiáveis como parte integrante das estratégias de prevenção e combate a estes desastres. Os sistemas de detecção precoce terrestre podem envolver sensores individuais (câmeras fixas, PTZ ou 360°) ou redes de sensores terrestres. Estes sensores devem ser colocados com cuidado para garantir uma visibilidade adequada (BARMPOUTIS et al., 2020). Este tipo de tecnologia aumenta a capacidade de identificação precoce de incêndios e acelera a resposta a emergências, minimizando impactos e otimizando as operações de contenção.

Uma grande dificuldade na detecção de incêndios florestais é o desenvolvimento de uma infraestrutura consistente, pois é necessária uma logística adequada para o fornecimento de equipamentos de extinção e manutenção e monitoramento constante dos incêndios (MUTHULAKSHMI; MANIMEKALAI; GOPIKRISHNA, 2022). A modelagem da infraestrutura é crucial, pois é necessária uma resposta consistente do sistema para a detecção de incêndios. A coordenação adequada entre os componentes da infraestrutura e a integração precisa das tecnologias de detecção e resposta contribuem para uma abordagem mais abrangente e resiliente aos incêndios florestais.

As Redes de Petri Estocásticas (Stochastic Petri Nets – SPN) destacam-se como uma abordagem robusta para modelar e simular sistemas dinâmicos com características de aleatoriedade e concorrência. Por meio da capacidade de representar formalmente interações entre componentes, avaliar métricas de desempenho e lidar com incertezas operacionais, as SPNs oferecem suporte analítico valioso na formulação de estratégias eficazes de prevenção e combate a incêndios florestais. Assim, sua aplicação contribui para tornar o processo decisório mais fundamentado e resiliente diante de eventos críticos.

A ideia de monitoramento contínuo foi alcançada com a ajuda da implementação de tecnologias, como Redes de Sensores Sem Fio (RSSF), Internet das Coisas (IoT), *Big Data* e *Edge/Fog/Cloud Computing* em regiões remotas de vigilância florestal (SRIVIDHYA; SANKARANARAYANAN, 2020). Os sistemas de imagem terrestres podem detectar chamas e fumaça, mas em muitos casos, é quase impossível visualizar as chamas dos incêndios florestais a tempo a partir de uma câmera terrestre ou de uma câmera montada em uma torre de observação florestal (BARMPOUTIS et al., 2020). A tecnologia de detecção aérea de incêndios florestais por UAV tem as vantagens de ser rápida, flexível e eficiente e desempenha um papel fundamental na prevenção e combate a incêndios florestais, o que pode minimizar os riscos de incêndios florestais (XIE; HUANG, 2023).

1.1 Objetivos

Esta monografia tem como objetivo geral desenvolver um modelo de SPN com o propósito de avaliar o funcionamento de uma arquitetura de monitoramento de incêndios florestais que utiliza tecnologias de veículos aéreos não tripulados (VANTs) e computação em borda. Busca-se fornecer um modelo que identifique aspectos cruciais do sistema, oferecendo subsídios para a otimização de custos durante sua implementação. Os objetivos específicos deste trabalho são:

- Desenvolver um modelo de avaliação de desempenho baseado em SPN para sistemas de prevenção de incêndios florestais, integrando drones, câmeras e computação em borda;
- Analisar métricas de desempenho como utilização de recursos, tempo médio de resposta (MRT), probabilidade de descarte de dados (DP) e vazão do sistema (TP);
- Realizar uma análise de sensibilidade utilizando a técnica de Design of Experiments (DoE), com o intuito de identificar os fatores do sistema que mais impactam a métrica MRT.

2 Justificativa

O monitoramento de incêndios florestais desempenha um papel crucial na preservação dos ecossistemas naturais e na proteção de vidas humanas e propriedades. Os incêndios florestais podem causar danos devastadores ao meio ambiente, destruindo habitats naturais, contribuindo para a perda de biodiversidade e destruição de infraestruturas próximas. Além disso, incêndios florestais representam uma séria ameaça para comunidades próximas, podendo resultar em evacuações forçadas, danos às infraestruturas e até mesmo perdas de vidas.

Os sistemas de monitoramento de incêndios florestais desempenham um papel fundamental na detecção precoce e no combate eficaz a esses incêndios. Em 2022, 68.988 incêndios florestais queimaram 7,6 milhões de acres e mais de 40% desses acres estavam no Alasca (3,1 milhões de acres) (KROWL; KEEGAN; HANSON, 2021). Utilizando tecnologias como RSSF, IoT e *Edge/Fog/Cloud Computing*, esses sistemas podem identificar incêndios em estágios iniciais, permitindo uma resposta rápida das equipes de combate a incêndios. Ademais, esses sistemas podem fornecer informações em tempo real sobre a propagação do fogo, facilitando o planejamento estratégico das operações de combate.

O avanço das tecnologias de inteligência artificial e aprendizado de máquina tem potencializado ainda mais a capacidade de monitoramento dos sistemas atuais. Algoritmos de detecção automática podem analisar imagens de satélite e dados sensoriais para prever padrões de risco e identificar focos de calor com alta precisão. Essa integração tecnológica não apenas reduz o tempo de resposta, mas também melhora a alocação de recursos, direcionando esforços para áreas com maior probabilidade de inicio ou propagação do fogo.

A análise de desempenho desses sistemas de monitoramento é essencial para assegurar sua eficácia e confiabilidade operacional. Assim, a justificativa desta monografia se baseia na avaliação do desempenho desses sistemas na detecção de incêndios, tempo de resposta e capacidade de adaptação a diferentes condições ambientais. Identificar áreas de melhoria e otimização através dessa análise possibilita o aprimoramento contínuo dos sistemas, garantindo uma resposta mais eficaz e eficiente aos incêndios florestais. Dessa forma, contribui-se para a proteção do meio ambiente e da vida humana.

3 Referencial Teórico

Esta seção apresenta os conceitos fundamentais que sustentam o desenvolvimento desta monografia. Para garantir uma compreensão adequada da abordagem proposta, serão explorados os principais aspectos teóricos e tecnológicos relacionados ao tema. Inicialmente, será abordado o funcionamento dos sistemas de monitoramento de incêndios florestais, destacando sua importância na detecção precoce e na mitigação de danos ambientais. Em seguida, serão introduzidas as SPNs, que constituem a base formal utilizada para modelar e simular o comportamento dinâmico dos sistemas analisados. Também será discutido o conceito de avaliação de desempenho, fundamental para quantificar e interpretar os resultados obtidos nas simulações. Por fim, será apresentado o DoE, uma metodologia estatística que auxilia na estruturação e na análise de experimentos, permitindo extrair conclusões mais robustas a partir de um número controlado de cenários. A integração desses conceitos oferece suporte teórico e prático para a análise proposta neste trabalho.

3.1 Sistemas de Monitoramento de Incêndios Florestais

Sistemas de monitoramento de incêndios florestais desempenham um papel crucial na detecção precoce e na gestão eficaz de incêndios, visando minimizar danos ambientais, econômicos e humanos. Uma abordagem cada vez mais adotada para esse fim envolve a integração de várias tecnologias, como câmeras, torres de vigilância, drones e paradigmas de computação como borda, névoa e nuvem para fornecer uma cobertura abrangente e em tempo real das áreas florestais. O monitoramento por câmeras e a captura de imagens de vídeo permitem utilizar as características de cor para identificar incêndios (FOGGIA; SAGGESE; VENTO, 2015). Essas câmeras podem ser equipadas com sistemas de visão computacional para identificar automaticamente sinais de incêndio, permitindo uma resposta rápida das equipes de combate a incêndios. As torres de vigilância complementam as câmeras terrestres, oferecendo uma visão mais ampla e elevada da área florestal. Essas torres são equipadas com sensores especializados para detectar calor e fumaça, além de sistemas de comunicação para transmitir dados em tempo real para os centros de controle de incêndios.

Os drones têm se tornado uma ferramenta cada vez mais importante no monitoramento de incêndios florestais devido à sua capacidade de acessar áreas remotas e de difícil acesso. Equipados com câmeras de alta resolução e sensores térmicos, os drones podem sobrevoar áreas afetadas pelo fogo, fornecendo imagens detalhadas e informações precisas sobre a propagação do incêndio e as condições ambientais. A integração dessas tecnologias em um sistema de monitoramento de incêndios florestais permite uma detecção precoce e uma resposta rápida a incêndios em estágio inicial. A detecção inteligente e precoce de incêndios florestais auxilia os órgãos de resgate e emergência na mitigação de danos (BORGES et al., 2023), melhorando significativamente a eficácia das operações de combate a incêndios e ajudando a reduzir os danos causados pelo fogo às florestas e comunidades próximas.

Do ponto de vista conceitual, sistemas de monitoramento também podem ser compreendidos como instrumentos estruturantes para a gestão ambiental. Além de apoiar ações operacionais imediatas, como o envio de equipes e o controle do fogo, tais sistemas viabilizam a coleta sistemática de dados ambientais, climáticos e geoespaciais que podem embasar estudos científicos e políticas públicas de conservação. A literatura aponta que a utilização de dados históricos e em tempo real, proveniente de plataformas sensoriais integradas, permite não apenas identificar focos de incêndio, mas também reconhecer padrões de recorrência e vulnerabilidade em determinadas regiões.

O monitoramento eficiente exige, ainda, a superação de desafios técnicos, como a cobertura de grandes áreas remotas, a transmissão estável de dados sob condições adversas e o processamento contínuo de grandes volumes de informações. Nesse contexto, paradigmas como a computação em névoa e de borda têm sido empregados para descentralizar o processamento e reduzir a latência na análise de eventos críticos. Tais abordagens são especialmente relevantes quando associadas a algoritmos de inteligência artificial, capazes de realizar inferência automática sobre a presença e o comportamento do fogo, com base em imagens e sinais térmicos.

A integração inteligente entre sensores, redes de comunicação, plataformas de análise e algoritmos de inteligência artificial possibilita que os sistemas não apenas detectem incêndios, mas também reconheçam padrões e antecipem comportamentos de risco. Essa capacidade de análise preditiva transforma o monitoramento de incêndios em uma ferramenta proativa, que auxilia na tomada de decisão em tempo real, fortalece a atuação dos órgãos de defesa civil e favorece uma gestão ambiental mais eficiente e sustentável.

3.2 Redes de Petri Estocásticas

Redes de Petri (PNs) é uma técnica de especificação de sistemas que possibilita uma representação matemática e possui mecanismos de análise poderosos, que permitem a verificação de propriedades e a verificação da concretude do sistema especificado (MACIEL; LINS; CUNHA, 1996). As SPNs são casos excepcionais de PNs. Os modelos SPN foram inicialmente concebidos como uma ferramenta que permitia a integração de descrição formal, prova de correção e desempenho avaliação (CARVALHO et al., 2020). As SPNs se tornaram uma ferramenta poderosa para modelagem de sistemas usadas para a análise de uma ampla variedade de sistemas provenientes de diferentes domínios (por exemplo, computação distribuída, telecomunicações, sistemas de controle, gerenciamento de fluxo de trabalho) e caracterizados por situações de concorrência, sincronização, causalidade e conflito (HA; ZHAO, 2018). A Figura 1 mostra os componentes utilizados em um modelo

SPN.



Figura 1 – Componentes de um modelo SPN.

A Figura 2 mostra um exemplo gráfico de um modelo SPN. Os lugares são representados por círculos, enquanto as transições são representadas como retângulos preenchidos (transições imediatas) ou retângulos vazios (barras vazias) e marcações de locais (barras preenchidas) (FEITOSA; REGO; SILVA, 2023). As setas conectam os lugares para o funcionamento das transições de *tokens*. *Tokens* podem estar em lugares (círculos preenchidos), representando um estado. O fluxo de *tokens* representa o comportamento de uma SPN, significando que os *tokens* podem ser criados e destruídos conforme o fluxo dos disparos de transições. Transições imediatas denotam atividades instantâneas e possuem uma prioridade de ativação superior em comparação com as transições temporizadas. Essas transições podem incorporar uma condição de guarda, e o usuário pode atribuir diferentes prioridades de ativação entre várias transições imediatas. SPNs também permitem a adoção de técnicas de simulação para obter métricas do sistema como uma alternativa para a geração de um CTMC (RODRIGUES et al., 2021).



Figura 2 – Exemplo de um modelo SPN.

3.3 Avaliação de Desempenho

A avaliação de desempenho em sistemas é crucial para uma compreensão clara das tarefas, rastreamento do progresso em tempo real e monitoramento efetivo entre avaliadores e indivíduos avaliados, aumentando a eficiência e a transparência geral do sistema (JUAN; YANBIN; NENGQUAN, 2017). Existem várias abordagens e técnicas para realizar a avaliação de desempenho em sistemas. Uma delas é a análise de desempenho, que envolve a coleta de métricas relevantes, como tempo de resposta, vazão, utilização de recursos (CPU, memória, rede), e outras métricas específicas do domínio do sistema. Essas métricas são então comparadas com metas ou benchmarks para determinar se o sistema está operando dentro dos limites aceitáveis.

Outra técnica comum para avaliação de desempenho é a modelagem. A avaliação de desempenho com modelagem é uma abordagem poderosa para entender e prever o comportamento de sistemas em diferentes cenários. Nesse método, o sistema é representado por um modelo matemático ou computacional, que captura suas características essenciais e seu funcionamento em termos de desempenho. Ademais, a avaliação de desempenho com modelagem oferece várias vantagens, incluindo a capacidade de explorar cenários hipotéticos e prever o desempenho do sistema antes de implantá-lo em um ambiente de produção. Isso permite identificar potenciais problemas de desempenho e tomar medidas corretivas antes que eles afetem os usuários finais.

3.4 Análise de sensibilidade com DoE

Design of experiments refere-se ao processo de planejamento, design e análise do experimento de forma que conclusões válidas e objetivas possam ser obtidas de forma eficaz e eficiente (ANTONY, 2014). Também pode ser definido por uma série de testes nos quais o pesquisador altera o conjunto de variáveis ou fatores de entrada para observar e identificar razões para as mudanças na resposta de saída (SANTOS et al., 2021a). Na literatura especializada (FEITOSA et al., 2021; COSTA et al., 2016; SANTOS et al., 2021b), encontramos três categorias de gráficos geralmente usados em experimentos com a abordagem DoE. O gráfico de efeito dos fatores, representado por barras dispostas em ordem decrescente, destaca o impacto relativo de cada fator. A Figura 3 ilustra um exemplo de gráfico de efeito dos fatores. Os gráficos de efeitos principais desempenham um papel importante na análise de mudanças nos níveis médios de um ou mais fatores. O gráfico de efeito de fatores é usado para identificar os fatores mais importantes e priorizá-los para maximizar seu impacto.

Os gráficos de efeitos principais desempenham um papel crucial na análise das variações nos níveis médios de um ou mais fatores. Visualmente, eles representam a resposta média para cada nível do fator, conectando esses pontos através de linhas. A interação entre os fatores A e B pode ser determinada usando a equação 3.1. $E_{A,B(+1)}$ representa o efeito do fator A quando o fator B está configurado em um nível alto. Por outro lado, $E_{A,B(-1)}$ indica o efeito do fator A quando o fator B está configurado em um nível baixo.

$$I_{A,B} = \frac{1}{2} \left(E_{A,B(+1)} - E_{A,B(-1)} \right)$$
(3.1)

Os gráficos de interação usam linhas para mostrar como os fatores interagem entre si. Isso significa que um fator pode afetar o resultado de outro fator. Se as linhas no gráfico são paralelas, não há interação entre os fatores. No entanto, se as linhas não são paralelas,



Figura 3 – Exemplo genérico de gráfico de efeito dos fatores

isso indica que os fatores estão interagindo entre si. A Figura 4a ilustra um exemplo em que não há interações entre os fatores, já que as linhas são paralelas. Por outro lado, a Figura 4b exemplifica um caso de interação entre os fatores, uma vez que as linhas se cruzam.



(a) Gráficos de interação com baixa interação entre fatores

(b) Gráficos de interação com alta interação entre fatores

Figura 4 – Gráficos de interação genéricos.

4 Trabalhos Relacionados

Esta seção revisa a literatura relativa ao contexto do trabalho proposto. Os artigos foram selecionados considerando três critérios de seleção: método de avaliação, métricas analisadas e componentes utilizados. A descrição detalhada dos artigos é baseada na classificação dos artigos. Os trabalhos foram classificados em dois grupos principais com base no método de avaliação. A proposta de um trabalho no contexto estudado depende de um bom método de avaliação, pois impacta na qualidade, na obtenção de resultados e na viabilidade da proposta. A análise de uma proposta depende de um método de avaliação que considere todos os objetivos, recursos disponíveis e características únicas de um sistema. A Tabela 1 apresenta as importantes contribuições dos trabalhos relacionados a este estudo, seguidas de seus critérios de seleção.

Trabalhos	Método de Avaliação	Métricas	Componentes Usados					
Kalatzis et al. (2018)	Mensuração	Consumo de energia, Tempo de decisão, TP	Drones, Dispositivos IoT, Edge e Cloud Com- puting					
Lloret et al. (2019)	Mensuração	Tempo para detectar, Con- sumo de energia, Precisão de detecção, Taxa de transmis- são	Dispositivos IoT, Câmeras e <i>Edge Computing</i>					
Jilbab, Bourouhou et al. (2020)	Simulação	Energia média do nó, varia- ção do número de nós mor- tos	Dispositivos IoT					
Afghah et al. (2019)	Simulação	Utilização, Latência, Con- sumo de energia, Eficiência de cobertura	Drones, Dispositivos IoT					
Sharma e Singh (2021)	Simulação	Tempo de resposta, desvio padrão, TP de cobertura	Drones, Dispositivos IoT					
AL-Dhief, Muniyandi e Sabri (2016)	Simulação	Consumo de energia, Taxa de entrega de pacotes, Sobrecarga de roteamento, Atraso ponta a ponta	Dispositivos IoT, Edge Computing					
Nagolu et al. (2023)	Mensuração	Tempo de resposta, Utiliza- ção, Precisão, Exatidão	Dispositivos IoT, <i>Cloud</i> <i>Computing</i>					
Moussa, Khemiri-Kallel e Alaoui (2022)	Simulação	Eficiência energética, Taxa de detecção, Latência de de- tecção	Computação em Névoa, Dispositivos IoT					
Reddy et al. (2024)	Simulação	Precisão, Taxa de verdadei- ros positivos, Taxa de falsos positivos, Taxa de erro, Me- dida F	Dispositivos IoT					
Verma et al. (2021)	Simulação	Taxa de detecção, Tempo de detecção, Tempo de resposta	Dispositivos IoT					
Medhat, El-Shafey e Rashed (2020)	Simulação	Utilização da rede, Tempo de execução	Fog Computing, Dispositivos IoT					
Pedditi e Debasis (2023)	Simulação	Consumo de energia, Vida útil da rede	<i>Cloud Computing</i> , Dispositivos IoT					
Esta monografia	Modelagem	Utilização, MRT, Probabi- lidade de Descarte, TP, MTTA, CDF, DoE	Drones, Câmeras, Dispo- sitivos IoT, <i>Edge Com-</i> <i>puting</i>					

Tabela 1 – Trabalhos relacionados.

4.1 Simulação

A primeira classificação é descrita conforme trabalhos que utilizaram a simulação como método de avaliação. O trabalho de Jilbab, Bourouhou et al. (2020) propõe um modelo inteligente para detecção rápida e confiável de incêndio em redes de sensores sem fio. Os resultados da simulação mostram desempenho robusto em detecção, alerta rápido e eficiência energética. O estudo de Afghah et al. (2019) propõem um sistema autônomo de monitoramento de incêndios, baseado em drones para áreas remotas. O sistema forma coligações de drones para uma cobertura eficaz, utilizando líderes para recolher dados das áreas afetadas. O trabalho de Sharma e Singh (2021) destaca a comunicação sem fio entre UAVs como uma tecnologia promissora. Ele aborda a detecção de incêndio usando UAVs e otimiza trajetórias para eficiência energética na comunicação. AL-Dhief, Muniyandi e Sabri (2016) avaliam protocolos de roteamento MANET em situações de desastre, como incêndios florestais. Comparando o protocolo LAR reativo com o OLSR proativo, a simulação mostra que o LAR é mais eficaz em métricas como entrega de pacotes, consumo de energia e sobrecarga, enquanto o OLSR tem menor atraso ponta a ponta.

O trabalho de Moussa, Khemiri-Kallel e Alaoui (2022) propõe uma estratégia de roteamento hierárquico para redes de sensores sem fio habilitadas para neblina. O HDRS aborda eficiência energética, tempo de resposta e confiabilidade para aplicações como detecção de incêndios florestais. Verma et al. (2021) apresentam a estrutura SEOF para detecção eficiente de incêndios florestais em redes de sensores IoT. Ele otimiza a seleção de *Cluster Heads* usando o algoritmo TSA e implementa agendamento de sono para economizar energia. Reddy et al. (2024) propõe um sistema de monitoramento precoce de risco de incêndios em cidades inteligentes, utilizando técnicas de aprendizado profundo e otimização para aprimorar a detecção de incêndios. Medhat, El-Shafey e Rashed (2020) propõem a criação de um sistema de segurança inteligente para edifícios usando tecnologia de neblina. O sistema detecta intrusos, incêndios e vazamentos usando sensores e câmeras com Raspberry Pi e Arduino. Pedditi e Debasis (2023) propõem um modelo de Rede de Sensores Sem Fio baseado na Internet das Coisas para detecção de incêndios florestais. O modelo EERP utiliza roteamento e *clustering* eficientes para reduzir o consumo de energia nos nós e minimizar dados redundantes.

4.2 Mensuração

A segunda classificação é baseada em artigos que apresentaram a mensuração como método de avaliação. O trabalho de Kalatzis et al. (2018) propõe a integração dos princípios de *Edge* e *Computing* com Veículos Aéreos Não Tripulados (UAVs) para a detecção de incêndios florestais. Os resultados da mensuração indicam um gerenciamento eficiente de recursos críticos, como CPU, bateria e rede. Lloret et al. (2019) apresentam o desenvolvimento de uma rede de sensores sem fio com câmeras IP e sensores para detectar e verificar incêndios em áreas rurais e florestais na Espanha. O sistema utiliza sensores para acionar alarmes e câmeras próximas para verificar incêndios, evitando alarme falso. Nagolu et al. (2023) apresentam um sistema de detecção de incêndios florestais baseado em sensores e IoT, utilizando aprendizado de máquina. O sistema combina dados de temperatura e fumaça para detectar incêndios em tempo real. A eficácia do sistema é avaliada com dados rotulados, destacando as vantagens e desvantagens dos algoritmos de aprendizado de máquina.

4.3 Principais Destaques desta Monografia

Esta monografia tem como objetivo desenvolver um modelo baseado em SPN para a avaliação do desempenho de um sistema de monitoramento de incêndios. Embora simulação e mensuração sejam amplamente utilizadas na literatura como métodos de avaliação de desempenho nesse contexto, este trabalho adota a modelagem como abordagem principal. Essa escolha permite a análise de diversos aspectos da arquitetura do sistema sem a necessidade de uma infraestrutura física real. A utilização de modelagem apresenta uma série de vantagens, como o entendimento mais claro da estrutura do sistema, a identificação precisa de requisitos, a detecção precoce de potenciais problemas e uma comunicação mais eficaz entre os envolvidos no projeto. Além disso, ao permitir a avaliação de diferentes alternativas de implementação, a modelagem contribui para um planejamento mais eficiente e para a redução de riscos, resultando em soluções mais colaborativas e otimizadas.

A avaliação do modelo SPN desenvolvido considera métricas clássicas de desempenho, como o tempo médio de resposta, vazão do sistema, probabilidade de descarte e a utilização dos recursos. Essas métricas são analisadas sob dois cenários distintos. O modelo também é estendido para suportar a análise de estados absorventes, o que viabiliza a obtenção de métricas adicionais como o MTTA e CDF. As modificações introduzidas no modelo possibilitam, ainda, a realização de uma análise de sensibilidade com o uso da técnica de DoE, permitindo a avaliação do impacto de alterações na quantidade de recursos alocados a determinados componentes. Essa análise fornece ao projetista uma visão aprofundada sobre a influência de tais componentes no tempo médio de resposta do sistema, contribuindo para decisões mais informadas e fundamentadas.

5 Arquitetura do Sistema

Esta seção apresenta a arquitetura proposta neste estudo, a qual foi desenvolvida com o objetivo de modelar, monitorar e avaliar o comportamento de um sistema de detecção e resposta a incêndios florestais. A proposta arquitetural foi concebida de forma modular, permitindo a integração de diferentes componentes tecnológicos e a simulação de suas interações. A descrição da arquitetura está estruturada em duas partes principais: uma visão geral do sistema, que fornece uma representação abstrata dos elementos envolvidos e suas funções dentro do contexto do monitoramento de incêndios; e a definição do fluxo de vida das mensagens, que descreve detalhadamente o caminho percorrido pelas informações desde sua geração nos sensores até o processamento e resposta final.

5.1 Arquitetura Geral do Sistema

A Figura 5 ilustra a estrutura do sistema de monitoramento de incêndios. A arquitetura é dividida em camadas. A camada Drones de Monitoramento refere-se ao monitoramento de incêndios realizado por drones e câmeras. A camada Transmissão é responsável pela transmissão dos dados para o servidor borda. A Camada de Borda corresponde ao servidor de borda, que processa os dados provenientes da camada de transmissão. A última camada de Saída trata do encaminhamento final dos dados já processados para a base de controle.



Figura 5 – Arquitetura do Sistema de Monitoramento de Incêndios.

A câmera de monitoramento é capaz de capturar informações detalhadas da área sob vigilância, enquanto os drones realizam uma análise preliminar dos dados obtidos. Os dados que precisam ser processados consistem, principalmente, nas imagens capturadas pelos drones e pela câmera de monitoramento, as quais devem ser analisadas por algoritmos de inteligência para detectar focos de incêndio, fumaça e outros sinais de perigo. A quantidade de dados varia conforme o número de drones e câmeras, a resolução das imagens, a frequência de captura e a área a ser monitorada. Quanto mais drones, maior a quantidade de imagens e, consequentemente, de dados a serem processados. Além disso, outras informações relevantes para o sistema incluem localização dos drones, temperatura, umidade, velocidade do vento e demais fatores ambientais que podem influenciar a propagação do fogo. Esses dados são obtidos por sensores embarcados nos drones ou por fontes externas.

A câmera é instalada em uma torre e é capaz de detectar incêndios a longas distâncias. Tanto os drones quanto a câmera transmitem os dados coletados para uma torre de vigilância centralizada. Essa torre é equipada com uma infraestrutura externa que compreende a camada de computação na borda (*edge computing*). A camada de borda é responsável pelo processamento dos dados recebidos, sendo composta por uma infraestrutura de comunicação local que se conecta à infraestrutura metropolitana de alta velocidade (fibra óptica) e à rede 5G. Essa computação em borda emprega algoritmos avançados para análise de imagens, obtendo alta precisão na identificação de possíveis focos de incêndio.

O monitoramento realizado pela câmera de vigilância deve ser contínuo, enquanto os drones são enviados para análises mais detalhadas, a fim de confirmar a ocorrência de um incêndio. Após a identificação dos focos de incêndio, a camada de borda direciona automaticamente sinais de alerta às autoridades competentes, como os bombeiros. Os alertas são publicados por meio de um servidor e podem ser acessados pelas autoridades através da Internet. Essa abordagem garante que as autoridades sejam notificadas em tempo real sobre a presença de incêndios, possibilitando respostas rápidas e eficientes.

O processamento na camada de borda é realizado por uma rede de nós distribuídos, que operam de forma paralela para lidar com grandes volumes de dados provenientes dos drones e das câmeras de monitoramento. Esses nós são capazes de armazenar e processar os dados de forma eficaz, permitindo a vigilância abrangente de grandes áreas. A coleta e o processamento de dados são extremamente úteis para a identificação de regiões de risco, contribuindo para uma tomada de decisão mais precisa e permitindo a coordenação eficaz das equipes de resposta. Além disso, os dados desempenham um papel crucial na avaliação da proporção dos danos causados pelos incêndios, fornecendo informações essenciais para o planejamento de estratégias de combate e recuperação.

No entanto, o desenvolvimento de uma arquitetura abrangente para monitoramento de incêndios enfrenta diversos desafios significativos. Um dos principais desafios é a cobertura de grandes extensões de terreno, uma vez que os drones possuem autonomia e capacidade de carga limitadas, dificultando o monitoramento de áreas extensas. Adicionalmente, obstáculos naturais, como variações climáticas, podem representar barreiras ao voo dos drones e dificultar a visibilidade das câmeras de monitoramento, o que complica ainda mais a cobertura total do território.

5.2 Fluxo de Vida das Mensagens

Para garantir um monitoramento eficiente de incêndios, é necessário dispor de uma arquitetura inteligente que estabeleça mecanismos adequados de coleta e processamento de dados. A coleta de dados é realizada por drones e câmeras de monitoramento, que periodicamente reúnem informações relevantes. Esses dados são agrupados em sinais de alerta de segurança pelos dispositivos utilizados pelas autoridades. Os alertas de segurança são transmitidos por meio da torre de monitoramento, que desempenha um papel de ponto de entrada para a distribuição e balanceamento da carga dos dados enviados à equipe de monitoramento. Essa torre gerencia o fluxo contínuo dos sinais de alerta recebidos e os direciona de maneira eficiente aos destinatários adequados.

A torre de monitoramento desenvolve aplicações especializadas, adaptadas a cada tipo de alerta, com o objetivo de otimizar o processo. Essas aplicações processam as mensagens recebidas, permitindo a entrega direta dos dados aos clientes internos designados, como as equipes de segurança e os bombeiros. As aplicações são configuradas com parâmetros específicos para cada tipo de alerta, possibilitando um processamento adequado às necessidades e características de cada situação de incêndio. Para fornecer sinais de alerta precisos sobre incêndios, é essencial configurar corretamente a aplicação para processar as informações relevantes. A aplicação pode ser ajustada para alertas de incêndio de modo a analisar dados como a localização exata do foco, a intensidade das chamas, a direção do vento e outros fatores importantes para a situação. Essas variáveis são processadas de maneira personalizada para oferecer informações detalhadas e úteis aos destinatários do alerta.

Por outro lado, para alertas de segurança, a aplicação pode ser configurada para processar informações específicas relacionadas à localização do incidente, à gravidade da situação e ao tipo de obstáculo identificado, por exemplo. Essas variáveis são analisadas conforme os parâmetros estabelecidos, permitindo uma avaliação precisa e personalizada da situação de segurança. A personalização do processamento das mensagens para cada tipo de alerta assegura que as informações sejam adaptadas às necessidades específicas de cada contexto. Dessa forma, os sinais de alerta tornam-se mais eficazes, fornecendo dados relevantes e acionáveis aos destinatários, sejam eles equipes de combate a incêndios, equipes de segurança ou outros profissionais envolvidos na resposta a emergências.

A arquitetura de monitoramento de incêndios enfrenta diversos desafios complexos. Um desses desafios refere-se à variação na taxa de chegada dos dados, o que exige uma arquitetura flexível e adaptável para lidar com essa demanda flutuante. Além disso, as configurações do sistema impactam diretamente métricas de desempenho, como taxa de utilização e tempo médio de resposta, sendo necessário realizar monitoramento e ajustes cuidadosos para garantir um desempenho eficiente. Vale destacar que as seguintes suposições foram adotadas na modelagem desta arquitetura, com o intuito de simplificar sua representação:

Drones

- d1: Para facilitar o entendimento, considera-se que todos os drones possuem as mesmas capacidades e recursos. No entanto, a arquitetura permite o uso de drones com diferentes configurações.
- d2: As rotas dos drones são previamente definidas e conhecidas pela torre de monitoramento, o que permite calcular o tempo de chegada dos drones e gerenciar as tarefas adequadamente.
- d3: A arquitetura assume a disponibilidade constante dos drones para coleta de dados em tempo real.
- d4: Considera-se que os drones possuem comunicação perfeita com a torre de monitoramento, eliminando a possibilidade de perda de comunicação ou interferência.
- d5: A arquitetura assume que os drones não enfrentam restrições de energia durante a operação. No entanto, em cenários reais, o nível da bateria e a autonomia dos drones poderiam ser considerados.
- d6: Assume-se que a coleta de dados pelos drones ocorre sem colisões. A colisão é um aspecto importante a ser considerado em situações com tráfego intenso de drones.

Camada de Computação na Borda

- e1: Não se considera o balanceamento de carga sofisticado na camada de borda. Os trabalhos recebidos são distribuídos de forma uniforme entre os nós da camada.
- e2: Consideram-se nós com configurações idênticas, embora o modelo permita ao avaliador configurar nós de forma heterogênea.
- e3: Assume-se que todos os nós da camada de borda possuem conectividade constante entre si e com a Internet, sem falhas de conexão.
- e4: A arquitetura não considera a possibilidade de sobrecarga nos nós da camada de borda, desconsiderando fatores como insuficiência de recursos, congestionamento de rede ou falhas de hardware.
- e5: Assume-se que os trabalhos distribuídos para os nós da borda possuem tempos de execução uniformes, não considerando variações de desempenho devidas a diferentes cargas de trabalho.

6 Modelagem SPN

Os resultados obtidos com a aplicação do modelo neste estudo também são demonstrados nesta seção. Todos os modelos e simulações foram construídos utilizando a ferramenta Mercury (MACIEL et al., 2017), que oferece suporte à modelagem e análise de sistemas baseados em SPN. As SPNs são uma extensão das Redes de Petri clássicas, amplamente utilizadas para a modelagem de sistemas concorrentes, distribuídos e estocásticos. Elas permitem representar graficamente e formalmente o comportamento dinâmico de sistemas complexos, incorporando aspectos temporais por meio de distribuições probabilísticas associadas às transições. Esse recurso possibilita a simulação de fenômenos onde há incertezas e variações no tempo de ocorrência de eventos — como é o caso do monitoramento e resposta a incêndios florestais, nos quais há atrasos de comunicação, tempos de resposta variáveis e múltiplas fontes de entrada de dados.

6.1 Modelo SPN Base

Esta seção apresenta uma modelagem baseada em SPN, utilizando um modelo que representa a arquitetura proposta nesta monografia. A descrição é feita de acordo com a sequência de camadas que o modelo apresenta e as características de cada uma.

A Figura 6 apresenta o modelo para o ambiente avaliado neste estudo. O modelo tem como objetivo auxiliar engenheiros e analistas a avaliarem o desempenho do sistema com diferentes recursos. O modelo diferentemente da arquitetura possui cinco camadas: Entrada, Processamento pelos Drones, Transmissão, Camada de Borda e Saída. Isso ocorre devido a um detalhamento mais aprofundado na fila de dados, e processamento realizado dentro dos drones que não é especificado na figura da arquitetura. A camada de Entrada representa a geração de dados para o sistema, ou seja, a entrada de dados no sistema. Processamento pelos Drones representa a etapa de processamento dos dados capturados pelos drones. Transmissão representa a torre de transmissão e monitoramento que recebe dados dos drones e da câmera. Essas requisições são transmitidas para um *switch*, que posteriormente conecta essas transmissões à Camada de Borda. A Camada de Borda é a etapa de processamento de dados por computação de borda vinda da camada de transmissão. A Saída representa a saída dos produtos processados que passam pela camada de borda.

Para tornar o modelo mais legível e compreensível, utilizamos abreviações seguindo um padrão. Quando se trata de um lugar no modelo, a abreviação começa com um Pmaiúsculo. Para transições temporizadas, começa com um T maiúsculo. A letra C maiúscula é usada para lugares marcados. Letras minúsculas nas abreviações indicam a função principal do componente. Abaixo está o significado das principais siglas: ad representa



Figura 6 – Modelo SPN para o monitoramento de incêmdios.

entrada, a, ar representa chegada, q indica fila, d é drone, p representa processamento, t é torre, g, gat indica gateway, e denota servidor edge, st representa tempo de serviço, b é base, tr indica transmissão. A sigla c apresenta um comportamento específico: quando c é a primeira letra minúscula, indica capacidade; caso contrário, representa a câmera.

A partir da visão geral do modelo, seu funcionamento é detalhado a seguir. A camada de Entrada é composta por alguns componentes: Pad1, Pad2, Pqc, que representam o estado do sistema aguardando novos dados serem gerados. Paqd1, Paqd2, Paqc representam a entrada na fila para o processamento dos dados gerados. Os tempos entre as chegadas de dados são atribuídos às transições Tad1q, Tad2q e Tacq. A admissão dos drones considera um atraso para que os dados cheguem à camada dos drones, representado em Tarqd1 e Tarqd2. A admissão da câmera tem um tempo até os dados chegarem à torre. A transição é representada por Taqct, e denota o atraso entre uma entrada de dado e outra na torre.

Os componentes Pqd1, Pqd2 representam filas de dados para processamento que chegam aos drones. Pqd1 é o componente onde os dados ficam aguardando, quando Ppd1atinge sua capacidade máxima de dados processados simultaneamente. Ppd1 é a fila de processamento de dados. A capacidade de dados que a fila Pqd1 suporta é marcada por Pcqd1, que tem um lugar marcado chamado CapD. Esse marcador representa a capacidade máxima de dados na fila para processamento. Ppd1 tem um lugar para armazenar sua capacidade de processamento, representado por Pcpd1. A capacidade de dados que Ppd1suporta está vinculada ao lugar marcado CoreD. O tempo de processamento dos dados pelos drones é armazenado em Tstd1. Quando os drones atingem sua capacidade máxima de processamento simultâneo, novos dados só são aceitos quando o processamento anterior é finalizado. A transição imediata entre a fila de processamento e o processamento indica a liberação imediata dos dados retidos.

Os dados que chegam à camada de Transmissão ficam inicialmente em Pqtc, com capacidade vinculada ao lugar marcado CapT. A Transmissão representa o envio dos dados dos drones e câmeras à topologia de comunicação proposta. O tempo para os dados serem

processados pela torre está em Tstt. O componente Ptrsm representa a transmissão dos dados da torre para o *switch* próximo à camada de borda. Pqgat representa a fila de dados do *switch* com capacidade vinculada ao lugar marcado CapG. O tempo de chegada da requisição acionada pelo *switch* depende de Tgqe1. O processamento na Camada de Borda segue o padrão do processamento pelos drones, com filas e capacidade de processamento.

O Processamento na Camada de Borda e finaliza o tratamento dos dados, encaminhaos para a Saída via Pda da edge, e os transmite por cabo até a base. Pqb representa a fila de dados deste cabo. O tempo necessário para a travessia dos dados é representado no componente Tstb; ou seja, assim que os tokens são disparados por Tstb, a capacidade atribuída ao lugar marcado CapB é liberada. A Tabela 2 apresenta todos os elementos do modelo de forma descritiva. As transições temporizadas são parametrizadas com distribuições de probabilidade. O administrador do sistema deve informar essas distribuições de acordo com a literatura ou por meio de medições e caracterizações do sistema.

6.1.1 Métricas

Esta seção apresenta as métricas de interesse obtidas a partir da resolução do modelo base. Especificamente, calculamos o tempo médio de resposta, o percentual de utilização de processamento na camada de borda, os erros de comunicação de dados pela probabilidade de descarte na torre de transmissão e o vazão do sistema. A seguir, descrevemos como cada métrica é obtida com o modelo SPN.

A Equação 6.1 representa como a probabilidade de descarte é obtido. DP indica a probabilidade de solicitações ou dados serem descartados pelo sistema devido a sobrecarga ou incapacidade de processamento. Essa métrica é importante para avaliar a capacidade do sistema em lidar com grandes volumes de dados, evitando a perda de informações relevantes para o combate a incêndios. No sistema proposto, avaliamos a probabilidade de descarte de solicitações na torre de comunicação. Solicitações não enviadas pela torre podem indicar um problema, visto que a torre é um intermediário entre as camadas de drones e de borda. O cálculo do DP é dado pela probabilidade P de não haver tokens em um determinado lugar. Neste estudo, avalia-se a probabilidade de não haver tokens na fila da torre de comunicação; caso isso ocorra, todo o sistema à frente estará sobrecarregado, sendo o valor multiplicado por 100 para obtenção do percentual.

$$\mathbf{DP} = P(Pcqtc = 0) \times 100 \tag{6.1}$$

A Equação 6.2 mostra como o tempo médio de resposta é obtido. A Lei de Little pode ser utilizada para calcular o MRT. Um dos teoremas mais utilizados na teoria das filas, a Lei de Little permite relacionar o número médio de tarefas em qualquer sistema com o tempo médio gasto no sistema, conforme segue: "Número médio no sistema = taxa de chegada \times tempo médio de resposta" (SILVA; FÉ; GONÇALVES, 2021). MRT é uma

Tipo	Componentes	Descrição					
	Pad1, Pad2	Novas requisições dos drones					
	Padc	Novas requisições da câmera					
	Paqd1, Paqc	Disponibilidade de fila para drones e câmera					
	Pqd1, Pqe1	Fila nos drones e na $edge$					
	Pcpd1, Pce1	Capacidade da fila nos drones e na $edge$					
Lugares	Ppd1, Ppe1, Pqb	Fila de processamento nos drones e na $edge$					
	Pcpd1, Pcpe1	Capacidade de processamento nos drones e na <i>edge</i>					
	Pqtc, Pqgat, Pcb	Fila na torre, no $switch$ e no cabo de transmissão					
	Pcqtc, Pcqgat	Capacidade da fila da torre e do $switch$					
	Ptrsm	Disponibilidade de transmissão da torre					
	Tad1q, Tacq	Tempo entre chegadas de requisições de drones e câmeras					
Transições Tempori- zadas	Tarqd1, Tgqe1, Trmg, Tstb	Tempo entre requisições nos drones, edge, switch e cabo de transmissão					
	Tstd1, Tstt, Tste1	Tempo de processamento dos drones, torre e $\ edge$					
Lugares Marca- dos	CapD, CapT, CapG, CapE, CapB	Capacidade máxima da fila nos dro- nes, torre, <i>switch</i> , <i>edge</i> e cabo de transmissão					
	CoreD, CoreE	Quantidade de recursos para processamento nos drones e na $edge$					

Tabela 2 – Descrição dos principais componentes do modelo.

medida que indica o tempo médio necessário para que uma solicitação seja processada e respondida pelo sistema. Essa métrica permite avaliar a eficiência do sistema no tempo de resposta a eventos de incêndio, contribuindo para uma tomada de decisão ágil e eficaz. O cálculo do MRT é feito pela soma das expectativas de *tokens* em todos os lugares que representam filas ou processamento, multiplicada pelo atraso entre chegadas (AD). Esse valor é dividido por um menos o DP.

$$\mathbf{MRT} = \frac{1}{1 - DP} \times \left(Esp(Pqd1) + Esp(Ppd1) + Esp(Pqd2) + Esp(Pqd2) + Esp(Pqd2) + Esp(Pqtc) + Esp(Pqgat) + Esp(Pqe1) + Esp(Pe1) + Esp(Pqe2) + Esp(Pqe2) + Esp(Pqe2) + Esp(Pqb) \right) \times AD$$
(6.2)

A Equação 6.3 demonstra como é obtido o percentual de utilização. A utilização se refere à proporção de tempo em que os recursos disponíveis estão sendo efetivamente utilizados. A métrica de utilização avalia o balanceamento de carga entre as camadas e identifica possíveis gargalos ou ociosidade no sistema. No modelo, é possível identificar a utilização em partes específicas do sistema, permitindo analisar configurações adequadas para os equipamentos nos cenários estudados. Neste trabalho, focamos em apresentar a utilização da camada de borda, principal camada do sistema. O cálculo é feito com base na expectativa de *tokens* na fila de processamento da borda, dividido pela capacidade de processamento da borda. O resultado é multiplicado por 100 para obter o percentual.

$$\mathbf{UN} = \frac{Esp(Pn1)}{CoreE} \times 100 \tag{6.3}$$

A Equação 6.4 mostra como é calculado a vazão do sistema modelado. O TP é uma medida quantitativa que indica o número de solicitações processadas com sucesso pelo sistema em um determinado tempo. Essa métrica é importante para avaliar a capacidade e eficiência do sistema em processar dados e transferir informações. No modelo, a vazão é calculada pela expectativa de *tokens* na fila que representa o cabo de transmissão, dividida pelo tempo de serviço necessário para que esses *tokens* saiam desse local.

$$\mathbf{TP} = \frac{Esp(Pqb)}{TempodeServiço} \tag{6.4}$$

6.2 Resultados do Modelo Base

Nesta seção, os resultados obtidos a partir de dois cenários diferentes no modelo proposto para combate a incêndios serão apresentados e analisados. O primeiro cenário foi simulado de acordo com variações no número de núcleos de processamento na camada de borda. O segundo cenário foi avaliado com variação no tempo de serviço da camada de borda para realizar o processamento. Essas avaliações foram realizadas para verificar o desempenho e a eficácia do sistema em diferentes configurações. Ao variar o número de núcleos de processamento presentes nos nós de borda, é possível observar como o aumento ou a redução desses elementos impacta a capacidade de monitoramento e processamento de dados do sistema. A Tabela 3 mostra os parâmetros do modelo utilizados nas simulações. Os componentes parametrizados são transições temporizadas e lugares. Os valores servem de base para as variações feitas nos dois cenários estudados. Os componentes ST1 e ST2 representam os tempos de serviço. O tempo de serviço indica os tempos de processamento dos drones e da camada de borda. ST1 refere-se ao tempo de serviço dos drones e da torre para processar uma solicitação, assim como o tempo entre solicitações da torre e da câmera. ST2 refere-se ao tempo de serviço da camada de borde para processar a solicitação.

Тіро	Componente	Valor
	AD	$100 \mathrm{ms}$
	ST1	$10 \mathrm{~ms}$
	ST2	$300 \mathrm{~ms}$
Transições Temporizadas	Tad1q, Tad2q, Tacq	AD
	Tarqd1, Tarqd2, Taqct	$5 \mathrm{ms}$
	Tstd1, Tstd2, Tstt, Ttrmg, Tgqe1, Tgqn2, Tstb	ST1
	Tste1, Tste2	ST2
	CapD, CoreD, CapE	50
Lugares Marcados	CapT	60
	CapG	40
	CoreE	2

Tabela 3 – Parâmetros de potência do modelo.

Por sua vez, a variação no tempo de serviço necessário para realizar o processamento das informações permite analisar como o tempo de processamento influencia o desempenho geral do sistema. Ao comparar os resultados obtidos nos diferentes cenários, será possível identificar quais configurações fornecem melhor desempenho e eficiência nos cenários avaliados. Essas informações são essenciais para otimizar a arquitetura do sistema e tomar decisões adequadas ao implementar medidas preventivas e estratégias de combate a incêndios. Ao analisar os cenários propostos para monitoramento e combate a incêndios, métricas específicas foram utilizadas para avaliar o desempenho do sistema. As métricas escolhidas foram o MRT, o DP, o TP e a utilização da camada de borda.

No primeiro cenário, o tempo de serviço de processamento foi mantido em 300 ms, com alterações apenas no número de núcleos utilizados em cada elemento da camada de borda. Foram testados três valores: 2, 4 e 8 núcleos. O segundo cenário foi uma extensão do primeiro; o número de núcleos de processamento foi mantido em 2, enquanto o tempo de serviço foi variado em 300 ms, 600 ms e 900 ms, permitindo analisar o impacto da quantidade de recursos disponíveis na camada e a eficiência do sistema. Essa variação possibilitou avaliar como o aumento no número de núcleos influencia o desempenho e a capacidade de processamento do sistema. Ambos os cenários foram projetados para identificar as configurações mais adequadas em relação aos recursos necessários para otimizar o desempenho do sistema de combate a incêndios. A análise dessas variações permite determinar qual configuração equilibra melhor a capacidade de resposta, utilização de recursos e eficiência na detecção e combate a incêndios.

6.2.1 Cenário 1 - Variação no Número de Núcleos de Processamento na Camada de Borda

No primeiro cenário, os resultados foram avaliados considerando a variação no número de núcleos de processamento na camada de borda. A Figura 7 mostra os resultados obtidos. A variação no número de núcleos foi de 2, 4 e 8.



Figura 7 – Resultados do primeiro cenário:

A Figura 7a mostra a taxa de utilização da camada de borda, revelando um crescimento proporcional à taxa de chegada de dados. É possível observar que a utilização desta camada aumenta gradualmente até atingir sua capacidade máxima, representada por 100%. Na avaliação com 2 núcleos de processamento, verificou-se que a utilização atinge 100% mais rapidamente. Quando AR>0.004 dados/ms, permanece no máximo até o final da simulação. Esses resultados mostram como a taxa de utilização da camada de borda é afetada pela quantidade de recursos disponíveis e pela taxa de chegada dos dados. Com 4 núcleos, observou-se que a utilização da camada aumenta gradualmente e atinge a taxa máxima de utilização quando AR>0.008 dados/ms. Esse comportamento indica que, para essa configuração, a camada de borda consegue lidar eficientemente com um volume maior de dados. Por fim, com 8 núcleos de processamento, espera-se uma utilização ainda mais lenta em comparação com as configurações anteriores, devido ao número maior de núcleos disponíveis para processamento. Com mais núcleos, o sistema se mostrou ainda mais eficiente e capaz de processar mais informações em menos tempo. A taxa de utilização não atinge o máximo durante toda a simulação, suportando acima de 0.018 dados/ms. Esses resultados são valiosos para o projetista do sistema, pois orientam o número ideal de núcleos de processamento a serem usados em uma operação, considerando as demandas específicas de cada cenário. A escolha do número de núcleos não compromete o uso preferencial dos recursos disponíveis, proporcionando maior flexibilidade na implementação do sistema.

A Figura 7b apresenta o MRT do sistema para diferentes taxas de chegada de dados nos três cenários avaliados. No experimento com 2 núcleos, observou-se um aumento rápido no MRT do sistema quando AR \approx 0.004 dados/ms. Esse resultado ocorre devido ao excesso de mensagens entrando no sistema. Da metade até o final da avaliação, o fluxo de mensagens é menor, e o MRT chega a um valor próximo de 75000 ms. Com 4 núcleos, o MRT começa a aumentar quando AR \approx 0.008 dados/ms, crescendo gradualmente e se estabilizando em \approx 25000 ms quando AR \approx 0.018 dados/ms. Com 8 núcleos, o desempenho é superior em comparação com os outros cenários. O aumento no MRT do sistema ocorre apenas de forma sutil acima de 0.018 dados/ms. Esses resultados destacam as diferenças nos tempos de resposta do sistema para cada cenário, permitindo uma análise comparativa. Esse conhecimento auxilia na tomada de decisões sobre o dimensionamento adequado do sistema, considerando as taxas de chegada de dados e os requisitos de tempo de resposta específicos para operações relacionadas a incêndios.

A Figura 7c mostra a probabilidade de descarte de solicitações pelo sistema nos diferentes cenários avaliados. Na simulação com 2 núcleos, a probabilidade de descarte começa quando AR>0.004 dados/ms. A DP aumenta rapidamente até começar a se estabilizar entre 80 e 90%, o que era esperado devido à menor capacidade de processamento do sistema. Com 4 núcleos, o sistema só começa a descartar solicitações quando AR>0.009 dados/ms. A partir daí, a taxa de descarte aumenta rapidamente até 70 e 80% e depois cresce progressivamente até o final da simulação. Com 8 núcleos, observou-se o melhor desempenho entre as três simulações. O sistema não apresentou nenhuma probabilidade de descarte durante toda a execução da avaliação. Esses resultados demonstram a capacidade do sistema de lidar com diferentes taxas de chegada de dados. Conhecer a DP é fundamental para dimensionar adequadamente o sistema e garantir que o número de elementos seja suficiente para evitar descartes de solicitações.

A vazão do sistema para os diferentes cenários avaliados está ilustrada na Figura 7d. No primeiro cenário, com 2 núcleos, o sistema atinge sua maior vazão quando AR=0.004 dados/ms, mantendo-se entre 0.01 e 0.015 dados/ms até o fim. Devido à menor capacidade de processamento do sistema neste cenário, esses resultados eram esperados. Com 4 núcleos, o sistema alcança sua maior vazão ≈ 0.025 dados/ms, quando AR=0.009 dados/ms. A partir daí, a vazão se mantém regular. Com 8 núcleos, observa-se o melhor desempenho entre as três avaliações. O sistema não apresenta sinais de atingir seu limite de vazão, demonstrando ainda mais robustez. Esses resultados fornecem informações valiosas sobre a capacidade do sistema de lidar com diferentes taxas de chegada de dados. Compreender a vazão ajuda a adaptar o dimensionamento do sistema, garantindo que o número de elementos seja suficiente e que não haja gargalos nas solicitações relacionadas a incêndios.

6.2.2 Cenário 2 - Variação no Tempo de Serviço Exigido Pelo Poder de Processamento

No contexto dos incêndios, os resultados do primeiro cenário foram analisados, considerando a variação no tempo de serviço de processamento na camada de borda. A Figura 8 mostra os gráficos de resultados obtidos. Neste cenário, ajustes consistentes foram feitos, aumentando a duração do tempo de serviço de 300 ms para 600 ms e, posteriormente, para 900 ms. Essas mudanças visaram analisar a eficiência do processamento do sistema.



Figura 8 – Resultados do segundo cenário.

A Figura 8a destaca a taxa de utilização da camada de processamento nos diferentes cenários avaliados no contexto de incêndios. O uso dessa camada é influenciado pela taxa de chegada de dados, demonstrando um crescimento gradual e proporcional. Com 300 ms de tempo de serviço, observou-se que demorou mais para atingir a utilização máxima durante a simulação. A taxa de utilização não chega a 100% durante a execução, mas atinge seu pico quando a taxa de chegada de dados ultrapassa 0.0046 dados/ms. Com 600 ms de tempo de serviço, a utilização da camada aumentou gradualmente. A utilização máxima é atingida quando AR>0.0026 dados/ms, indicando que essa configuração lida de forma menos eficiente que o tempo de serviço de 300 ms. Com 900 ms, espera-se uma utilização ainda menos eficiente devido ao aumento do tempo de serviço. Com essa configuração, o sistema demonstrou precisar de menos solicitações para atingir o uso máximo, ≈ 0.0015 dados/ms, apresentando mais gargalos e maior probabilidade de descarte. Esses resultados são valiosos para o projetista do sistema, permitindo definir o tempo de serviço necessário para cada operação, considerando as demandas específicas dos incêndios. Além disso, a escolha da duração do processamento não compromete o uso preferencial dos recursos disponíveis, proporcionando flexibilidade na implementação do sistema.

A Figura 8b fornece informações sobre o MRT do sistema nos diferentes cenários avaliados no contexto dos incêndios. Com 300 ms de tempo de serviço, o desempenho é superior aos demais cenários. O MRT apresenta poucas variações até próximo ao final da avaliação, quando AR \approx 0.0046 dados/ms, com um pequeno aumento que atinge pouco mais de 20000 ms, indicando capacidade de resposta eficiente. Com 600 ms de tempo de serviço, o MRT aumenta gradualmente até AR \approx 0.002 dados/ms. Com 900 ms, observou-se um aumento rápido no MRT quando AR>0.001 dados/ms. Esse crescimento é resultado do alto número de mensagens entrando no sistema, causando perda de fluidez no processamento. Ao final da simulação, o MRT atinge \approx 240000 ms. Esses resultados destacam as diferenças nos tempos de resposta do sistema, permitindo uma análise comparativa. Essa informação é útil para decisões sobre o dimensionamento adequado do sistema, considerando as taxas de chegada e os requisitos de tempo de resposta em situações de incêndio.

Os resultados obtidos na avaliação da probabilidade de descarte do sistema nos diferentes cenários relacionados a incêndios são apresentados na Figura 8c. Na simulação com 300 ms, o melhor desempenho foi observado entre os três casos. Durante a execução, o descarte só ocorreu quando AR>0.0046 dados/ms. Com 600 ms, o descarte começou a ocorrer quando AR \approx 0.0021 dados/ms, aumentando gradualmente. Com 900 ms, o descarte começou com AR>0.0015 dados/ms e aumentou progressivamente até o final. Esses resultados eram esperados, devido ao maior tempo exigido da capacidade de processamento do sistema. Esses dados mostram a capacidade do sistema de lidar com diferentes taxas de chegada relacionadas a incêndios. Conhecer a probabilidade de descarte é essencial para dimensionar corretamente o sistema e garantir que os recursos sejam suficientes para lidar com emergências.

A Figura 7d mostra a vazão do sistema nos cenários avaliados, considerando o contexto de incêndios. Com tempo de serviço de 300 ms, o melhor desempenho foi observado. O sistema atingiu sua máxima vazão de 0.013 dados/ms ao final da simulação, sendo mais eficiente que os cenários anteriores. Com tempo de serviço de 600 ms, a vazão máxima

foi atingida com AR \approx 0.0021 dados/ms, mantendo-se estável a partir daí. Com 900 ms, a maior vazão foi atingida com AR=0.0015 dados/ms, mantendo-se em torno de 0.004 dados/ms até o final. Esses resultados eram esperados, considerando o maior tempo de processamento disponível no sistema. Esses resultados fornecem informações valiosas sobre a capacidade do sistema de lidar com atrasos na chegada de dados relacionados a incêndios. Compreender a taxa de vazão é essencial para dimensionar corretamente o sistema, garantindo entrega eficiente dos elementos sem gargalos que comprometam o processamento das solicitações.

6.3 Modelo SPN Estendido

Esta seção apresenta a estrutura do modelo estendido. Toda a descrição do modelo base também se aplica como base para o modelo apresentado nesta seção. Com base nessa observação, todas as alterações feitas para garantir que o modelo permaneça em estado de absorção são descritas a seguir. A Figura 9 mostra as partes do modelo que foram modificadas para deixá-lo em estado de absorção. As camadas modificadas no modelo foram a de Entrada e a de Saída. As alterações são necessárias para testar o tempo médio de absorção dos elementos que entram no sistema e a probabilidade de o sistema absorver uma determinada quantidade de elementos.

Dado um resumo das modificações no modelo, as mudanças e seus objetivos são agora descritos. As admissões são modificadas nos lugares Pad1, Pad2 e Paqc. As modificações são feitas para definir o número fixo de dados que podem entrar no sistema. O número de dados gerados é marcado por K, que representa o número de tokens que entrarão no sistema; se for atribuído K = 5, apenas um máximo de 5 tokens entrará no sistema. A remoção dos arcos de retorno das transições Tarqd1, Tarq2, Taqct permite fixar a quantidade de tokens que o sistema irá executar.

A camada de Saída é modificada com a adição do lugar *Pabs. Pabs* representa o estado de absorção dos *tokens* gerados pelo sistema, ou seja, a finalização da execução. A adição deste lugar permite calcular o tempo de execução desses *tokens* e a quantidade de execuções concluídas. O responsável pelo sistema deve adicionar a métrica de absorção vinculada ao lugar mencionado para realizar os cálculos necessários. Dessa forma, combinando K (número de *tokens* que entram no sistema) e o lugar *Pabs*, é possível verificar a eficiência do sistema ao lidar com a quantidade de *tokens* processados.

6.3.1 Tempo de Execução (MTTA e CDF)

MTTA é o tempo médio de resposta para que uma aplicação conclua sua execução. A Figura 10 mostra um exemplo de um modelo SPN com estado absorvente. O MTTA utiliza um conjunto de estimativas de probabilidade para determinar quando um token se move do ponto inicial (*START*) até o ponto de finalização (*FINISH*). O estado de absorção permite



Figura 9 – Camadas modificadas no modelo para deixá-lo em estado absorvente.

o cálculo de funções de distribuição acumulada (CDF) com base nos SPNs gerados. Ao analisar a CDF, é possível estimar a probabilidade de finalizar a execução antes de um tempo específico [P(T < t)] e a probabilidade de finalizar a execução em um intervalo de tempo [P(t1 < T < t2) = P(T < t2) - P(T <= t1)] (SILVA et al., 2017).



Figura 10 – Exemplo de um modelo SPN com estado de absorção.

6.3.2 Resultados do Modelo Estendido

A Figura 11 exibe o CDF, que permite determinar a probabilidade de concluir a absorção dos elementos em uma janela de tempo específica, referindo-se ao MTTA. A análise realizada em modo transiente considerou a absorção de 5, 15 e 25 elementos com um atraso entre as chegadas dos elementos igual a 100 ms. A análise com 5 elementos a serem absorvidos mostra que, entre 2000 e 4000 ms, a probabilidade de os 5 elementos serem absorvidos é de 100%, enquanto a análise com 15 elementos atinge essa probabilidade de conclusão entre 4000 e 6000 ms. A análise com 25 elementos requer ainda mais tempo para atingir 100%, ultrapassando 8000 ms. De modo geral, a probabilidade de conclusão da absorção é mais rápida para a quantidade de 5 elementos, seguida por 15 e, por fim, 25, como esperado devido à menor quantidade de elementos a serem absorvidos em um intervalo de tempo.



Figura 11 – Probabilidade de absorção com base nos elementos K processados.

A Figura 12 demonstra a CDF; a análise foi realizada em modo transiente e considerou três atrasos entre chegadas: 100, 200 e 300 ms. O atraso representa a frequência com que o sistema recebe elementos. Quanto menor o atraso, menor o tempo necessário para absorver os elementos. Além disso, definimos a quantidade de elementos a serem absorvidos como 5, o que significa que o sistema precisa absorver exatamente 5 elementos. No cenário com 100 ms, observamos que a probabilidade de concluir a absorção está no intervalo entre 2500 ms e 3000 ms. No cenário com 200 ms, a probabilidade de conclusão está entre 3000 ms e 3500 ms. A análise com 300 ms apresenta o maior tempo de absorção devido ao maior intervalo entre a entrada de um elemento e outro no sistema. A probabilidade de



absorção total dos elementos, nesse caso, está próxima de 3500 ms.

Figura 12 – Probabilidade de absorção com base no atraso entre as chegadas.

A Figura 13 apresenta os resultados do MTTA, que é uma medida que indica quanto tempo, em média, leva para que certos elementos sejam absorvidos. Em termos simples, imagine uma esponja que precisa absorver uma certa quantidade de água. O MTTA seria o tempo médio que a esponja leva para absorver essa quantidade de água. A figura analisa como o MTTA varia quando aumentamos ou diminuímos a quantidade de água a ser absorvida. Por exemplo, se tivermos uma quantidade menor de água, o MTTA será menor, pois a esponja conseguirá absorvê-la mais rapidamente. Por outro lado, se a quantidade de água for maior, o MTTA será maior, pois a esponja levará mais tempo para absorver tudo. Essa figura nos ajuda a entender como o tempo necessário para absorver os elementos muda à medida que a quantidade desses elementos aumenta ou diminui. As simulações foram realizadas com as seguintes quantidades de elementos: iniciando com 5 e aumentando de 5 em 5 até alcançar um total de 100 elementos. A análise é feita para duas variações: capacidade de processamento na borda e atraso de chegada.

A Figura 13a mostra a análise do tempo médio total até a absorção dos elementos, considerando a variação no número de núcleos presentes na camada de borda. A absorção de elementos com 2 núcleos de processamento na borda apresenta um MTTA maior que os demais, como esperado devido ao menor poder de processamento, apresentando um crescimento gradual maior do MTTA à medida que o número de elementos aumenta, atingindo aproximadamente 24000 ms. Ao utilizar 4 e 8 núcleos, observa-se o aumento gradual conforme aumenta o número de elementos a serem absorvidos. Como esperado, o sistema com a camada de borda contendo 8 núcleos de processamento apresenta um

melhor MTTA, com aproximadamente 10000 ms, enquanto com 4 núcleos atinge um tempo médio de aproximadamente 12000 ms. Em um sistema real, um MTTA menor é preferível, pois indica um processamento mais rápido e eficiente, enquanto um MTTA maior pode levar a atrasos perceptíveis no processamento. Portanto, a escolha do número de núcleos na camada de borda tem impacto direto no desempenho do sistema.

A Figura 13b mostra a análise do tempo médio total até a absorção dos elementos, considerando a variação no atraso entre a chegada dos elementos. Ao utilizar um atraso de 300 ms para a entrada dos elementos no sistema, observou-se que a absorção dos elementos resulta em um MTTA maior que os demais, como esperado devido ao maior tempo entre a entrada dos elementos. Nesse caso, o MTTA aumenta gradualmente à medida que o número de elementos aumenta, atingindo aproximadamente 34000 ms. No cenário em que foi utilizado um atraso de 200 ms, é possível observar um aumento gradual no MTTA à medida que o número de elementos a serem absorvidos aumenta. Ao final da simulação desse cenário, foi possível observar que o Tempo Médio para Absorção foi de aproximadamente 24000 ms. Como esperado, o sistema com atraso de 100 ms apresenta o melhor MTTA, atingindo aproximadamente 22000 ms ao final.



(a) Análise do tempo médio até a absorção vari- (b) Análise do tempo médio até a absorção variando o número de núcleos na camada de borda. ando o atraso entre chegadas.

Figura 13 – Análise do tempo médio até a absorção em 2 situações.

7 Análise de Sensibilidade com DoE

Esta seção utiliza o modelo SPN para investigar os fatores que podem impactar o desempenho do sistema em estudo. O planejamento fatorial de experimentos é uma metodologia que visa identificar o impacto das variações nos valores dos parâmetros sobre as métricas desejadas (ROCHA et al., 2019). A análise tem como objetivo identificar como a alteração de certos componentes do sistema pode afetar seu desempenho. A métrica avaliada para desempenho é o MRT. Para realizar uma análise de sensibilidade, é necessário seguir uma estrutura específica que envolve a seleção e identificação dos componentes do sistema a serem investigados e a definição das variáveis independentes que serão alteradas durante os experimentos. Essa estrutura analítica examina como mudanças específicas afetam o desempenho do sistema e fornece configurações valiosas para otimizar sua operação. Posteriormente, os resultados são discutidos, analisando as relações identificadas entre os componentes do sistema e seu impacto no MRT.

7.1 Design of Experiments

Este trabalho adota técnicas de DoE para a análise de sensibilidade. O planejamento de experimentos refere-se ao processo de planejar, desenhar e analisar experimentos de forma que conclusões válidas e objetivas possam ser extraídas de maneira eficaz e eficiente (ANTONY, 2014). Também pode ser definido como uma série de testes nos quais o pesquisador altera o conjunto de variáveis ou fatores de entrada para observar e identificar as razões de mudanças na resposta de saída (SANTOS et al., 2021a). Este estudo realiza a análise de DoE com base em algumas categorias gráficas recomendadas na literatura (DOUGLASC, 2009):

O gráfico de efeito dos fatores utiliza barras em ordem decrescente para representar o impacto dos fatores sobre a métrica analisada. Quanto maior a barra, maior a influência do fator correspondente. Esse gráfico ajuda a identificar e priorizar os fatores mais importantes para maximizar seu impacto. Os gráficos de interação utilizam linhas para mostrar como os fatores interagem entre si; ou seja, um fator pode afetar o resultado de outro. Se as linhas do gráfico forem paralelas, não há interação entre os fatores. No entanto, se não forem paralelas, isso indica que os fatores interagem.

O experimento foi conduzido para a arquitetura considerada. A análise de sensibilidade explorou as camadas da arquitetura; no entanto, apenas os fatores com interações serão apresentados. A interação é verificada com base na métrica MRT. A escolha do MRT se deve ao seu impacto direto na percepção do usuário final. A métrica de utilização, por exemplo, é considerada secundária. Os fatores adotados neste estudo são: (i) CapD, (ii) CapT, (iii) CapE, (iv) CoreE, (v) ST2. Cada fator possui dois níveis, denominados configuração baixa e configuração alta. A Tabela 4 apresenta todos os fatores e níveis analisados. A Tabela 5 mostra todas as combinações entre os fatores e seus respectivos níveis.

Nome do Fator	Configuração Baixa	Configuração Alta
CapD	50,0	100,0
CapT	50,0	100,0
CapE	50,0	100,0
CoreE	2,0	8,0
ST2	300,0	600,0

Tabela 4 – Fatores e níveis do DoE

Tabela 5 – Combinações de fatores considerando o MRT

CapD	CapT	CapE	CoreE	$\mathbf{ST2}$	MRT (ms)
50,00	50,00	50,00	2,00	300,00	38782,24
$50,\!00$	$50,\!00$	$50,\!00$	$2,\!00$	$600,\!00$	$139584,\!20$
$50,\!00$	$50,\!00$	50,00	8,00	$300,\!00$	$895,\!65$
$50,\!00$	$50,\!00$	$50,\!00$	8,00	$600,\!00$	$9527,\!28$
$50,\!00$	50,00	$100,\!00$	$2,\!00$	$300,\!00$	$50571,\!87$
$50,\!00$	50,00	$100,\!00$	$2,\!00$	$600,\!00$	142300, 20
$50,\!00$	50,00	$100,\!00$	8,00	$300,\!00$	$907,\!89$
$50,\!00$	50,00	$100,\!00$	8,00	$600,\!00$	$11195,\!96$
$50,\!00$	$100,\!00$	$50,\!00$	$2,\!00$	$300,\!00$	42824,79
$50,\!00$	$100,\!00$	$50,\!00$	$2,\!00$	$600,\!00$	$114946,\!32$
$50,\!00$	$100,\!00$	50,00	8,00	$300,\!00$	$942,\!46$
$50,\!00$	$100,\!00$	50,00	8,00	$600,\!00$	$5015,\!68$
$50,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	$2,\!00$	$300,\!00$	47176, 46
$50,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	$2,\!00$	$600,\!00$	$151646,\!45$
$50,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	8,00	$300,\!00$	$915{,}50$
$50,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	8,00	$600,\!00$	$10497,\!53$
$100,\!00$	50,00	$50,\!00$	$2,\!00$	$300,\!00$	$47858,\!50$
$100,\!00$	50,00	50,00	$2,\!00$	$600,\!00$	$156111,\!35$
$100,\!00$	50,00	$50,\!00$	8,00	$300,\!00$	$930,\!47$
$100,\!00$	50,00	$50,\!00$	8,00	$600,\!00$	$9696,\!41$
$100,\!00$	50,00	$100,\!00$	$2,\!00$	$300,\!00$	$51175,\!68$
$100,\!00$	50,00	$100,\!00$	$2,\!00$	$600,\!00$	$173476,\!42$
$100,\!00$	50,00	$100,\!00$	8,00	$300,\!00$	$953,\!11$
$100,\!00$	50,00	$100,\!00$	8,00	$600,\!00$	10784,73
$100,\!00$	$100,\!00$	50,00	$2,\!00$	$300,\!00$	$42578,\!93$
$100,\!00$	$100,\!00$	50,00	$2,\!00$	$600,\!00$	$137408,\!27$
$100,\!00$	$100,\!00$	50,00	8,00	$300,\!00$	$914,\!61$
$100,\!00$	$100,\!00$	50,00	8,00	$600,\!00$	$10381,\!20$
$100,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	$2,\!00$	$300,\!00$	$49287,\!29$
$100,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	$2,\!00$	$600,\!00$	$171223,\!78$
$100,\!00$	$100,\!00$	$100,\!00$	8,00	$300,\!00$	$1012,\!23$
100,00	$100,\!00$	$100,\!00$	8,00	600,00	$11153,\!19$

7.2 Análise dos Resultados

A Figura 14 apresenta o gráfico de efeito dos fatores, que revela a magnitude e a importância dos fatores relacionados à métrica MRT. Esse gráfico identifica quais fatores impactam significativamente as simulações, em que mudanças em seus níveis resultam em valores consideravelmente diferentes.



Figura 14 – Impacto de diferentes fatores na métrica MRT.

Dentre os fatores analisados, o número de núcleos se mostra o mais relevante, o que significa que o número de núcleos por nó de borda desempenha um papel crucial na eficiência do processamento de dados. Além disso, o tempo de serviço e a capacidade de enfileiramento na camada de borda também se mostram mais relevantes no contexto estudado. Por outro lado, a capacidade de fila da torre é menos influente. Embora seja considerada um fator importante, tem um impacto relativamente menor na variação do tempo de resposta. O gráfico de efeito dos fatores fornece informações sobre os efeitos absolutos dos fatores, permitindo determinar quais efeitos são grandes, mas não permite identificar se eles aumentam ou diminuem o tempo de resposta.

A Figura 15a mostra a interação entre os fatores CapE e CoreE. Essa análise considerou 2 e 8 núcleos de processamento para o fator CoreE, variando com a escolha da capacidade. Os fatores apresentam interação significativa. A interação mostra que é recomendado utilizar 2 núcleos, pois seu impacto é maior do que ao usar 8 núcleos. No entanto, ao adotar 2 núcleos, o valor ótimo é alcançado com a capacidade de 50, resultando em um MRT de aproximadamente 45000 ms. Por outro lado, ao adotar 8 núcleos, não há di-



(a) Capacidade da fila da (b) Capacidade da fila da (c) Núcleos de processamento borda * Núcleos de processa- borda * Tempo de serviço na na borda * Tempo de serviço mento na borda.

Figura 15 – Interação entre fatores em relação ao impacto na métrica MRT.

ferença significativa no resultado ao se usar uma capacidade ou outra. Nesse caso, o MRT permanece acima de 50000 ms, independentemente da escolha da capacidade. Portanto, recomenda-se a escolha de 2 núcleos de processamento associados à capacidade de 50 para obter o melhor desempenho, enquanto 8 núcleos de poder de processamento apresentam pouca diferença entre as capacidades.

A Figura 15b apresenta a interação entre os fatores CapE e ST2. Quando o tempo de serviço é configurado para 300 ms, o nível ótimo de capacidade é 50, minimizando o MRT. Portanto, quando o tempo de serviço é configurado com 600 ms, o nível ótimo de capacidade também é 50 para minimizar o MRT. Em todos os casos, uma capacidade de fila de 50 demonstrou ser a melhor opção de configuração, onde, combinada com um tempo de serviço de 600 ms, proporciona melhor desempenho.

A Figura 15c exibe a relação entre os fatores *CoreE* e *ST2*, revelando uma interação significativa entre eles. Nesta análise, considerou-se o tempo de serviço de 300 ms e 600 ms para o fator *ST2*, variando com o número de núcleos. Ao adotar 600 ms como tempo de serviço, observa-se que o número ideal de núcleos é 2, resultando em um MRT inferior a 40000 ms.

Ao adotar um tempo de serviço de 300 ms, observa-se que o número ideal de núcleos é 8, levando a um MRT inferior a 40000 ms. Portanto, recomenda-se adotar 600 ms como tempo de serviço juntamente com 2 núcleos de processamento para obter o melhor desempenho. Por outro lado, o uso de 300 ms como tempo de serviço é aconselhado em conjunto com 8 núcleos de processamento.

8 Conclusão

Esta monografia propõe um modelo SPN para avaliar o desempenho de um sistema de monitoramento de incêndios florestais baseado em drones, câmeras e computação em borda. O sistema é composto por drones e câmeras que monitoram a área florestal e enviam dados em tempo real para uma torre de controle, onde uma camada de borda processa as informações e aciona alertas de incêndio. O modelo SPN tem como objetivo estimar diversas métricas de desempenho do sistema, tais como tempo médio de resposta, utilização, taxas de descarte e vazão, as quais são apresentadas em dois cenários com diferentes configurações de recursos. Os resultados indicam que a probabilidade de completar a absorção dos elementos é mais rápida para a quantidade de 5 elementos, seguida por 15 e, por fim, 25, conforme esperado devido à menor quantidade de elementos a serem absorvidos em um intervalo de tempo. Também se observa que quanto menor o intervalo entre a chegada dos elementos, menor o tempo necessário para sua absorção. Adicionalmente, os resultados revelam que o número de núcleos por nó de borda desempenha um papel crucial na eficiência do processamento de dados, sendo o fator mais relevante para o tempo de resposta, enquanto a capacidade de enfileiramento da torre apresenta menor influência, com impacto relativamente pequeno na variação do tempo de resposta. Por fim, os resultados ressaltam a importância de uma resposta rápida a incêndios, a qual pode salvar vidas e evitar danos ambientais significativos. A principal contribuição deste trabalho consiste na aplicação de modelos SPN para analisar a eficiência de um sistema inovador e sustentável de prevenção de incêndios florestais. O modelo SPN permite realizar diversas análises, como o tempo médio de absorção, utilização do sistema, taxas de descarte e fluxo do sistema. Tais análises podem auxiliar na escolha da configuração ideal do sistema, considerando o tamanho da área, a complexidade e a densidade da vegetação. O modelo SPN também pode ser utilizado para comparar o desempenho do sistema proposto com outros sistemas existentes ou em desenvolvimento, avaliando os benefícios e custos de cada alternativa. Entretanto, o modelo SPN apresenta algumas limitações e simplificações, uma vez que não considera aspectos complexos do sistema real, como a dinâmica do fogo, a interação com o ambiente e as condições climáticas. Portanto, modelos SPN devem ser utilizados com cautela e complementados com outras abordagens que permitam capturar a complexidade do sistema em análise. Como trabalhos futuros, sugere-se a realização de novas simulações com diferentes parâmetros para validar e aprimorar o modelo SPN. Também é recomendada a inclusão de fatores como dinâmica do fogo, interação com o ambiente e condições climáticas. Além disso, propõem-se testes práticos para avaliar a eficácia e viabilidade do sistema, bem como sua integração com outras soluções de gestão ambiental, visando formar uma rede inteligente e sustentável de proteção à natureza.

9 Publicações

Barbosa, V., Sabino, A., Lima, L. N., Brito, C., Feitosa, L., Pereira, P., Maciel, P., Nguyen, T. A., Silva, F. A. *Performance Evaluation of IoT-Based Industrial Automation Using Edge, Fog, and Cloud Architectures.* Journal of Network and Systems Management, v. 33, p. 15, 2025.

Lopes, L., Araújo, J. M., Lima, L. N., Barbosa, V., **Sabino, A.**, Silva, L. G., Feitosa, L., Rocha Filho, G. P., Silva, F. A. *Performance Evaluation of a Camera Surveillance System in Smart Buildings Using Queuing Models*. Journal of Internet Services and Applications, v. 17, p. 1, 2025.

Rocha, J. W., Gomes, E., Barbosa, V., Sabino, A., Lima, L. N., Callou, G., Silva, F. A., Choi, E., Nguyen, T. A., Min, D., Lee, J. W. Enhancing Data Harvesting Systems: Performance Quantification of Cloud-Edge-Sensor Networks Using Queueing Theory. ICT Express, v. 11, p. 1, 2025.

Feitosa, L., Barbosa, V., Sabino, A., Lima, L. N., Fé, I., Silva, L. G., Callou, G., Carvalho, J., Leão, E., Nguyen, T. A., Rego, P., Silva, F. A. A Comprehensive Performance Evaluation of Container Migration Strategies. Computing, v. 107, p. 1-39, 2025.

Araújo, J. M., Lopes, L. S., Lima, L. N., Barbosa, V., **Sabino, A.**, Feitosa, L., Delicato, F. C., Nguyen, T. A., Silva, F. A. *Optimizing Intelligent Camera Surveillance in Smart Buildings: An SPN-based Edge-Fog Analysis.* In: Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos, 2025, Brasil. Anais do XLIII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC 2025), p. 15.

Lopes, L., Araújo, J. M., Lima, L. N., Barbosa, V., **Sabino, A.**, Silva, L. G., Feitosa, L., Rocha Filho, G. P., Silva, F. A. *Avaliação de Dependabilidade e Análise de Sensibilidade de um Sistema de Cuidado Inteligente para Idosos*. In: Seminário Integrado de Software e Hardware (SEMISH), 2025. Anais do LII Seminário Integrado de Software e Hardware.

Sabino, A., Lima, L. N., Barbosa, V., Feitosa, L., Freitas, L., Caetano, M. F., Barreto, P. S., Silva, F. A. Arquitetura Distribuída para Monitoramento de Incêndios: Uma Abordagem com Redes de Petri Estocásticas. In: Workshop de Computação Aplicada à Gestão do Meio Ambiente e Recursos Naturais, 2025. XVI Workshop de Computação Aplicada à Gestão do Meio Ambiente e Recursos Naturais (WCAMA).

Alves, M. O., Lima, L. N., **Sabino, A.**, Barbosa, V., Silva, L. G., Feitosa, L., Righi, R., Silva, F. A. *Análise de Desempenho e Planejamento de Capacidade em Arquiteturas MQTT para Aplicações IoT*. In: Workshop em Desempenho de Sistemas Computacionais e de Comunicação, 2025. XXIV Workshop em Desempenho de Sistemas Computacionais e de Comunicação (WPerformance).

Silva, F. A., Barbosa, V., **Sabino, A.**, Lima, L. N., Fé, I., Rego, P., Bittencourt, L. F. *Entregas Aéreas por Drones Cooperativos: Uma Avaliação de Desempenho Considerando* *Pontos de Recarga de Bateria*. In: Seminário Integrado de Software e Hardware, 2024, Brasil. Anais do LI Seminário Integrado de Software e Hardware (SEMISH 2024), v. 51, p. 205-216.

Feitosa, L., Barbosa, V., **Sabino, A.**, Lima, L. N., Fé, I., Silva, B., Silva, F. A. Uma Comparação de Múltiplas Políticas de Migração de Contêineres Suportadas pela Ferramenta CRIU. In: SBRC 2024 - XLII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos, 2024, Niterói - RJ. Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos, 2024.

Silva, L. G., Brito, C., Cardoso, I., **Sabino, A.**, Lima, L. N., Gonçalves, G., Rocha Filho, G. P., Fé, I., Silva, F. A. *Desvendando a Elasticidade de Máquinas Virtuais em VANETs: Uma Estratégia para Aperfeiçoar o Planejamento de Capacidade em RSUs.* In: Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos, 2024, Brasil. Anais do XLII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC 2024), p. 169.

Sabino, A., Lima, L. N., Victor, C., Feitosa, L., Andrade, E., Silva, F. A. Dependability Evaluation of a Smart Poultry Monitoring System with Disaster Recovery Mechanism. Journal of the Brazilian Computer Society (Online), v. 30, p. 252-263, 2024.

Lima, L. N., Sabino, A., Barbosa, V., Feitosa, L., Brito, C., Araújo, J., Silva, F. A. Dependability Analysis and Disaster Recovery Measures in Smart Hospital Systems. Journal of Reliable Intelligent Environments, v. 10, p. 1-17, 2024.

Araújo, G., Barbosa, V., Lima, L. N., Sabino, A., Brito, C., Fé, I., Rego, P., Choi, E., Min, D., Nguyen, T. A., Silva, F. A. Energy Consumption in Microservices Architectures: A Systematic Literature Review. IEEE Access, v. 4, p. 1-1, 2024.

Sabino, A., Lima, L. N., Brito, C., Feitosa, L., Caetano, M. F., Barreto, P. S., Silva,
F. A. Forest Fire Monitoring System Supported by Unmanned Aerial Vehicles and Edge Computing: A Performance Evaluation Using Petri Nets. Cluster Computing-The Journal of Networks Software Tools and Applications, v. 1, p. 4, 2024.

Silva, F. A., Barbosa, V., Lima, L. N., **Sabino, A.**, Rego, P., Bittencourt, L. F., Lee, J. W., Min, D., Nguyen, T. A. *Efficient Strategies for Unmanned Aerial Vehicle Flights: Analyzing Battery Life and Operational Performance in Delivery Services Using Stochastic Models.* IEEE Access, v. 1, p. 1-1, 2024.

Referências

AFGHAH, F. et al. Wildfire monitoring in remote areas using autonomous unmanned aerial vehicles. In: IEEE. *IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. [S.l.], 2019. p. 835–840. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

AL-DHIEF, F. T.; MUNIYANDI, R. C.; SABRI, N. Performance evaluation of lar and olsr routing protocols in forest fire detection using mobile ad-hoc network. *Indian Journal of Science and Technology*, v. 9, n. 48, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

ANTONY, J. Design of experiments for engineers and scientists. [S.l.]: Elsevier, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 44.

BARMPOUTIS, P. et al. A review on early forest fire detection systems using optical remote sensing. *Sensors*, MDPI, v. 20, n. 22, p. 6442, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 15.

BORGES, N. O. et al. Semfogo: An intelligent fire detection system for the cerrado biome. In: 2023 XLIX Latin American Computer Conference (CLEI). [S.l.: s.n.], 2023. p. 1–10. Citado na página 18.

CARVALHO, D. et al. Edge servers placement in mobile edge computing using stochastic petri nets. *International Journal of Computational Science and Engineering*, Inderscience Publishers (IEL), v. 23, n. 4, p. 352–366, 2020. Citado na página 18.

COSTA, I. et al. Availability evaluation and sensitivity analysis of a mobile backendas-a-service platform. *Quality and Reliability Engineering International*, Wiley Online Library, v. 32, n. 7, p. 2191–2205, 2016. Citado na página 20.

DANG-NGOC, H.; NGUYEN-TRUNG, H. Aerial forest fire surveillance-evaluation of forest fire detection model using aerial videos. In: IEEE. 2019 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC). [S.I.], 2019. p. 142–148. Citado na página 14.

DOUGLASC, M. Design and analysis of experiments. Douglas C. Montgomery. [S.l.]: Wiley, London, 2009. Citado na página 44.

FEITOSA, L. et al. Performance evaluation of message routing strategies in the internet of robotic things using the d/m/c/k/fcfs queuing network. *Electronics*, MDPI, v. 10, n. 21, p. 2626, 2021. Citado na página 20.

FEITOSA, L.; REGO, P. A.; SILVA, F. A. Avaliação de desempenho de migração ao vivo de contêineres com redes de petri estocásticas. In: SBC. *Anais do XXIV Workshop de Testes e Tolerância a Falhas.* [S.l.], 2023. p. 94–107. Citado na página 19.

FOGGIA, P.; SAGGESE, A.; VENTO, M. Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape, and motion. *IEEE TRANSACTIONS on circuits and systems for video technology*, IEEE, v. 25, n. 9, p. 1545–1556, 2015. Citado na página 17.

GEORGIEV, G. D. et al. Forest monitoring system for early fire detection based on convolutional neural network and uav imagery. In: IEEE. 2020 28th National Conference with International Participation (TELECOM). [S.1.], 2020. p. 57–60. Citado na página 14.

HA, W.; ZHAO, W. Reliability prediction and qos selection for web service composition. *Journal of Computers*, v. 29, n. 5, p. 177–189, 2018. Citado na página 18.

JILBAB, A.; BOUROUHOU, A. et al. Efficient forest fire detection system based on data fusion applied in wireless sensor networks. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, School of Electrical Engineering and Informatics, Bandung Institute of ..., v. 12, n. 1, p. 1–18, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

Zhang Juan, Li Yanbin e Gao Nengquan. *Performance evaluation system*. 2017. Citado na página 19.

KALATZIS, N. et al. Edge computing in iot ecosystems for uav-enabled early fire detection. In: IEEE. 2018 IEEE international conference on smart computing (SMARTCOMP). [S.l.], 2018. p. 106–114. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

KROWL, M. D.; KEEGAN, N.; HANSON, L. A. *Wildfires: CRS Experts.* 2021. Congressional Research Service. Disponível em: https://sgp.fas.org/crs/misc/IF10244-.pdf>. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 16.

LLORET, J. et al. A wireless sensor network deployment for rural and forest fire detection and verification. *sensors*, Molecular Diversity Preservation International (MDPI), v. 9, n. 11, p. 8722–8747, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

MACIEL, P. et al. Mercury: Performance and dependability evaluation of systems with exponential, expolynomial, and general distributions. In: IEEE. 2017 IEEE 22nd Pacific Rim international symposium on dependable computing (PRDC). [S.l.], 2017. p. 50–57. Citado na página 29.

MACIEL, P. R.; LINS, R. D.; CUNHA, P. R. *Introdução às redes de Petri e aplicações*. [S.l.]: UNICAMP-Instituto de Computação São Paulo, Brazil, 1996. Citado na página 18.

MEDHAT, M.; EL-SHAFEY, K.; RASHED, A. Iot-fog based smart-building security system design and performance evaluation. *J. Comput. Sci.*, v. 16, n. 9, p. 1325–1333, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

MOUSSA, N.; KHEMIRI-KALLEL, S.; ALAOUI, A. E. B. E. Fog-assisted hierarchical data routing strategy for iot-enabled wsn: Forest fire detection. *Peer-to-Peer Networking and Applications*, Springer, v. 15, n. 5, p. 2307–2325, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

MUTHULAKSHMI, K.; MANIMEKALAI, M.; GOPIKRISHNA, C. Instant fire detection and toxic fumes monitoring in forests with a remote integrated rover. In: IEEE. 2022 6th International Conference on Devices, Circuits and Systems (ICDCS). [S.1.], 2022. p. 276–280. Citado na página 14.

NAGOLU, C. et al. Real-time forest fire detection using iot and smart sensors. In: IEEE. 2023 International Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT). [S.1.], 2023. p. 1441–1447. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 24.

PEDDITI, R. B.; DEBASIS, K. Energy efficient routing protocol for an iot-based wsn system to detect forest fires. *Applied Sciences*, MDPI, v. 13, n. 5, p. 3026, 2023. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

REDDY, P. D. K. et al. Early fire danger monitoring system in smart cities using optimization-based deep learning techniques with artificial intelligence. *Journal of Reliable Intelligent Environments*, Springer, v. 10, n. 2, p. 197–210, 2024. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

ROCHA, P. et al. 10gbe network card performance evaluation: A strategy based on sensitivity analysis. In: IEEE. 2019 IEEE Latin-American Conference on Communications (LATINCOM). [S.I.], 2019. p. 1–6. Citado na página 44.

RODRIGUES, L. et al. Performance evaluation of smart cooperative traffic lights in vanets. *International Journal of Computational Science and Engineering*, Inderscience Publishers (IEL), v. 24, n. 3, p. 276–289, 2021. Citado na página 19.

SAIRI, A. et al. A review on early forest fire detection using iot-enabled wsn. In: IEEE. 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems (ICAECCS). [S.l.], 2023. p. 1–6. Citado na página 14.

SANTOS, B. et al. Iot sensor networks in smart buildings: A performance assessment using queuing models. *Sensors*, MDPI, v. 21, n. 16, p. 5660, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 44.

SANTOS, L. et al. Data processing on edge and cloud: a performability evaluation and sensitivity analysis. *Journal of Network and Systems Management*, Springer, v. 29, n. 3, p. 27, 2021. Citado na página 20.

SHARMA, A.; SINGH, P. K. Uav-based framework for effective data analysis of forest fire detection using 5g networks: An effective approach towards smart cities solutions. *International Journal of Communication Systems*, Wiley Online Library, p. e4826, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

SILVA, F. A.; FÉ, I.; GONÇALVES, G. Stochastic models for performance and cost analysis of a hybrid cloud and fog architecture. *The Journal of Supercomputing*, Springer, v. 77, p. 1537–1561, 2021. Citado na página 31.

SILVA, F. A. et al. Mobile cloud performance evaluation using stochastic models. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, IEEE, v. 17, n. 5, p. 1134–1147, 2017. Citado na página 40.

SRIVIDHYA, S.; SANKARANARAYANAN, S. Iot-fog enabled framework for forest fire management system. In: IEEE. 2020 fourth world conference on smart trends in systems, security and sustainability (WorldS4). [S.1.], 2020. p. 273–276. Citado na página 15.

VERMA, S. et al. Intelligent framework using iot-based wsns for wildfire detection. *IEEE Access*, IEEE, v. 9, p. 48185–48196, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

XIE, F.; HUANG, Z. Aerial forest fire detection based on transfer learning and improved faster rcnn. In: IEEE. 2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA). [S.1.], 2023. v. 3, p. 1132–1136. Citado na página 15.



TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA PUBLICAÇÃO DIGITAL NA BIBLIOTECA "JOSÉ ALBANO DE MACEDO"

Identificação do Tipo de Documento

- () Tese
- () Dissertação
- (X) Monografia
- () Artigo

Eu, Arthur Sabino Santos, autorizo com base na Lei Federal nº 9.610 de 19 de Fevereiro de 1998 e na Lei nº 10.973 de 02 de dezembro de 2004, a biblioteca da Universidade Federal do Piauí a divulgar, gratuitamente, sem ressarcimento de direitos autorais, o texto integral da publicação Sistema de Monitoramento de Incêndios Florestais Apoiado por Veículos Aéreos Não Tripulados e Computação de Borda: uma Avaliação de Desempenho Usando Redes de Petri de minha autoria, em formato PDF, para fins de leitura e/ou impressão, pela internet a título de divulgação da produção científica gerada pela Universidade.

Picos-PI 25 de Junho de 2025.



Assinatura