

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
E INFORMÁTICA INDUSTRIAL

GIOVANNA GARCIA BASILIO FRITSCHÉ

**LOPOFLY: TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO DE LOCALIZAÇÃO
E POSICIONAMENTO PARA REDES AÉREAS**

TESE

CURITIBA

2020

GIOVANNA GARCIA BASILIO FRITSCHÉ

**LOPOFLY: TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO DE LOCALIZAÇÃO
E POSICIONAMENTO PARA REDES AÉREAS**

**LOPOFLY: LOCATION AND POSITIONING OPTIMIZATION
TECHNIQUE FOR FLYING NETWORKS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do grau de “Doutor em Ciências” ---- Área de concentração: Telecomunicações e Redes.

Orientadora: Prof. Dr.^a Anelise Munaretto
Fonseca

Coorientador: Prof. Dr. Hermes Irineu Del
Monego

CURITIBA

2020



Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es).

Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



GIOVANNA GARCIA BASILIO FRITSCHÉ

LOPOFLY: TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO DE LOCALIZAÇÃO E POSICIONAMENTO PARA REDES AÉREAS

Trabalho de pesquisa de doutorado apresentado como requisito para obtenção do título de Doutora Em Ciências da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Telecomunicações E Redes.

Data de aprovação: 08 de Outubro de 2020

Prof.a Anelise Munaretto Fonseca, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof.a Ana Cristina Barreiras Kochem Vendramin, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Daniel Fernando Pigatto, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Hermes Irineu Del Monego, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Marcelo Eduardo Pellenz, Doutorado - Pontifícia Universidade Católica do Paraná (Pucpr)

Prof Mauro Sergio Pereira Fonseca, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 23/02/2021.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus pela presença e oportunidade de realizar e finalizar este trabalho. Agradeço também aos meus amigos e familiares pelo apoio durante esta caminhada. Agradeço aos orientadores que estiveram comigo durante esta trajetória e a Ana Cristina pelo apoio e paciência durante a etapa final deste trabalho. À CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), pela bolsa de estudos e auxílio financeiro (código de financiamento 001) que possibilitou a dedicação integral ao programa de pós-graduação.

RESUMO

FRISTCHE, G. G. B.. LOPOFLY: TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO DE LOCALIZAÇÃO E POSICIONAMENTO PARA REDES AÉREAS. 73 f. Tese – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2020.

Em áreas que exigem conectividade de curto prazo e esporádicas, como eventos e escritórios móveis, torna-se inviável manter uma infraestrutura permanente de rede somente para fornecer acesso à *Internet* de banda larga a clientes temporários. A utilização de nós aéreos para construir redes aéreas tem despertado grande interesse tanto da comunidade científica quanto da indústria de um modo geral. No entanto, estas redes necessitam ser gerenciadas com cuidado, principalmente devido à limitação da capacidade de energia dos nós aéreos. Diferentes soluções são encontradas, contudo, até o presente momento não foram encontradas pesquisas que propõem modelos os quais consideram, de forma conjunta, todos os aspectos restritivos de se utilizar nós aéreos: comunicação, mobilidade, restrição de energia e rotatividade. Considerando esses problemas, apresenta-se uma nova técnica de otimização de localização e posicionamento para redes aéreas (*Location and Positioning Optimization Technique for Flying Networks* - LoPoFly). O LoPoFly consiste de dois módulos: (i) localização, que tem o objetivo de encontrar um local em que um nó aéreo é necessário, tomando como base a distribuição dos clientes; e, (ii) seleção ou posicionamento, que é responsável por gerir a realocação e troca de nós aéreos, considerando o consumo energético. Estes módulos se utilizam da meta-heurística de Recozimento Determinístico (*Deterministic Annealing* - DA), a qual emula um processo físico (recozimento) onde um sólido é aquecido até seu ponto de fusão e arrefecido até atingir sua configuração mínima de energia. Ela é utilizada para problemas da agrupamento, compressão e classificação. Até onde se sabe, esta é a primeira abordagem para gerenciar as redes aéreas cobrindo restrições relacionadas à energia, substituição, comunicação e mobilidade em conjunto. Através de simulações, foi analisado o desempenho do LoPoFly em dois cenários. A habilidade do módulo de localização em identificar novas localizações permitiu um aumento superior a 214% no número de clientes conectados, em ambos os cenários, quando comparado a uma solução aleatória. Os resultados também mostram que em ambos os cenários, o LoPoFly reduz o número de nós aéreos necessários para suprir o evento, alcançando uma redução de 40% para o primeiro cenário e 60% para o segundo.

Palavras-chave: Recozimento Determinístico, VANTs, Otimização, Localização de instalações, Posicionamento

ABSTRACT

FRISTCHE, G. G. B.. LoPoFly: Location and Positioning Optimization Technique for Flying Networks. 73 f. Tese – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2020.

In areas that require short-term and sporadic connectivity, such as events and mobile offices, it is impossible to maintain a permanent network infrastructure to provide broadband Internet access to temporary customers. The use of flying nodes to build flying-networks has aroused great interest from both the scientific community and the industry in general. However, these networks need to be carefully managed, mainly due to the limited power capacity of the flying nodes. Despite the different existing solutions, until the present moment, we found no research that proposes models that jointly consider all the restrictive aspects of using flying nodes: communication, mobility, energy restriction, and turnover. Considering these problems, we present a new technique Location and Positioning Optimization Technique for Flying Networks (LoPoFly). It consists of two modules: (i) location and (ii) positioning. The first (location) aims to find a place where a flying node is needed, based on the clients' distribution. The second (positioning) is responsible for managing the relocation and exchange of flying nodes, considering energy consumption. These modules use the Deterministic Annealing meta-heuristic (DA). DA emulates a physical process (annealing), in which a solid is heated up to its melting point and cooled to reach its minimum energy configuration. It is used for clustering, compression, and classification problems. To the best of our knowledge, this is the first approach to manage flying networks covering constraints related to energy, replacement, communication, and mobility. Through simulations, we analyzed the performance of LoPoFly in two scenarios. The ability of the location module to identify new locations allowed an increase of more than 214 % in the number of connected customers, in both scenarios, compared to a random solution. The results also show that in both scenarios, LoPoFly reduces the number of nodes needed to supply the event, reducing 40 % for the first scenario and 60 % for the second.

Keywords: Deterministic Annealing, UAVs, Optimization, Facility Location, Positioning

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Exemplo de cenário.	49
FIGURA 2 – Fluxograma de controle para cada janela de tempo: solicitar informações de entrada.	51
FIGURA 3 – Fluxograma de controle para cada janela de tempo: atualizar distribuição dos VANTs.	52
FIGURA 4 – Distribuição de PIs nos cenários S_1 (a) e S_2 (b).	53
FIGURA 5 – Média da porcentagem de clientes servidos, para diferentes valores de N_{CPI} , com intervalo de confiança de 95%.	58
FIGURA 6 – Distribuição da porcentagem de clientes servidos para diferentes valores de N_{CPI}	58
FIGURA 7 – Média da porcentagem de clientes servidos, agrupados os diferentes valores de N_{CPI}	59
FIGURA 8 – Distribuição da porcentagem de clientes servidos agrupados os diferentes valores de N_{CPI}	59
FIGURA 9 – Consumo energético dos VANTs para deslocamento, com intervalo de confiança de 95%, para diferentes valores de N_{CPI}	61
FIGURA 10 – Distribuição do consumo energético dos VANTs para deslocamento para diferentes valores de N_{CPI}	61
FIGURA 11 – Distribuição do consumo energético dos VANTs para deslocamento, agrupados os diferentes valores de N_{CPI}	62
FIGURA 12 – Distribuição do total de VANTs utilizados durante todo o período avaliado para diferentes valores de N_{CPI}	63
FIGURA 13 – Distribuição do total de VANTs utilizados durante todo o período avaliado, para os diferentes valores de N_{CPI}	64
FIGURA 14 – Distribuição do consumo energético para manter o VANT pairado, para os diferentes valores de N_{CPI}	65
FIGURA 15 – Distribuição do consumo energético para manter o VANT pairado, agrupados os diferentes valores de N_{CPI}	65
FIGURA 16 – Número de VANTs ativos em cada janela de tempo (Δ).	66

LISTA DE TABELAS

TABELA 1	–	Termos utilizados para descrever o DA	21
TABELA 2	–	Comparação entre LoPoFly e trabalhos relacionados.	32
TABELA 3	–	Termos utilizados nos módulos de localização e seleção	35
TABELA 4	–	Termos utilizados no módulo de localização	36
TABELA 5	–	Termos utilizados no módulo de seleção	42
TABELA 6	–	Parâmetros de Simulação	56

LISTA DE SIGLAS

AP	Ponto de acesso, <i>Access Point</i>
BS	Estação Base, <i>Base Station</i>
DA	Recozimento Determinístico, <i>Deterministic Annealing</i>
DES	Simulação de Eventos Discretos, <i>Discrete-Event Simulation</i>
DSC	Drone como pequenas células, <i>Drone Small Cells</i>
FIFO	Primeiro a entrar, primeiro a sair, <i>First In First Out</i>
GENI	<i>Global Environment for Network Innovations</i>
IC	Central de Informações, <i>Information Central</i>
IEEE	Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos
IoT	Internet das Coisas, <i>Internet of Thing</i>
J	<i>Joule</i>
LoPoFly	Técnica de Otimização de Localização e Posicionamento para Redes Voadoras, <i>Location and Positioning Optimization Technique for Flying Networks</i>
M	Metro
MBS	Estação Base Macro, <i>Macro Base Station</i>
Mbps	Megabits por segundo
MEP	Princípio da Entropia Máxima, <i>Maximum Entropy Principle</i>
NS3	Simulador de Redes 3, <i>Network Simulator 3</i>
PI	Ponto de interesse, <i>Point of interest</i>
PSO	Otimização por Enxame de Partículas, <i>Particle Swarm Optimization</i>
S	Segundo
SA	Recozimento Simulado, <i>Simulated Annealing</i>
UAVs	Veículos Aéreos Não-Tripulados, <i>Unmanned Aerial Vehicles</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

D	Função de distorção
$p(\mathbf{a}, \mathbf{b})$	Probabilidade conjunta
\mathbf{a}	Ponto \mathbf{a} do conjunto A
A	Conjunto de pontos \mathbf{a}
\mathbf{b}	Vetor \mathbf{b} do conjunto B
B	Conjunto de vetores \mathbf{b}
$p(\mathbf{b} \mathbf{a})$	Probabilidade associativa entre \mathbf{a} e \mathbf{b}
$p(\mathbf{a})$	Probabilidade de \mathbf{a}
$d(\mathbf{a}, \mathbf{b})$	Medida de distorção
H	Entropia
F	Função de energia para o problema de localização
T	Temperatura do sistema
δ	Peso para restrição de $p(\mathbf{b} \mathbf{a})$
c	Constante para simplificação
Z_a	Função de partição (normalização) de \mathbf{a}
F^*	Mínimo correspondente da função F
β	Inverso da temperatura
N_c	Total de clientes
$\mathcal{R}_{(\cdot)}$	Tamanho da região, no qual (\cdot) corresponde à largura (<i>wid</i>) ou comprimento (<i>len</i>)
\mathcal{E}	Evento
C	Conjunto de localizações de clientes
\mathbf{c}_i	Localização do cliente i
h_i	Altura do cliente i
N_l	Total de localizações servidoras
L	Conjunto de localizações servidoras
\mathbf{l}_j	Localização servidora j
h_j	Altura da localização j
$p(\mathbf{c}_i)$	Probabilidade da localização \mathbf{c}_i
$d(x, y)$	Distância entre x e y
r_u	Distância máxima de comunicação entre as localizações servidoras
$\rho_{i \rightarrow j}$	Identifica de a localização do cliente i está selecionada para a área de cobertura da localização servidora j
BW_j	Capacidade do futuro UAV a ser posicionado na localização servidora j
BW_i	Corresponde a capacidade requisitada pelo cliente na localização i
D'	Função de distorção para o módulo LoPoFly
ω_j	Termo de penalidade para restrição de conexão entre localizações servidoras
ω_{tax}	Taxa de aumento de ω_j
H'	Entropia para o módulo LoPoFly
$Z_{\mathbf{c}_i}$	Função de particionamento de \mathbf{c}_i
F^*	Função <i>Lagrange</i> para o módulo LoPoFly

$v_{m,j}$	Identifica se existe conexão entre as localizações servidoras m e j
INI_T	Temperatura inicial de T
RR_T	Taxa de decaimento de T
MIN_T	Valor mínimo para T
$IT_{(\cdot)}$	Total de iterações do bloco (\cdot)
$MAX_{IT_{(\cdot)}}$	Máximo de iterações para o bloco (\cdot)
MIN_C	Mínimo de clientes que devem estar conectados
RR_C	Taxa de decaimento para MIN_C
N_u	Número total de UAVs
\mathbf{l}_{ic}	Localização da IC
U	Conjunto de localização atual dos UAVs
u_r	Localização atual do UAV r
\mathbf{l}_r	Localização onde u_r deverá ser posicionado
\mathbf{l}_d	Localização destino para o UAV
$PF_k^{r \rightarrow d}$	Função de seleção do UAV r à uma localização d
k	Tipo da função de seleção
$EC_r(d)$	Custo de deslocamento total de u_r para \mathbf{l}_d
$EC_d(x,y)$	Custo de deslocamento da localização x à y
ξ	Custo energético para cada unidade de medida de distância
TB_r	Bateria total inicial de u_r
MD_r	Distância máxima que u_r pode voar
TF_r	Tempo total que u_r se mantém voando
V_r	Velocidade média de u_r
RB_r	Bateria residual de u_r
AB_r	Bateria atual de u_r
$ECs_r(d)$	Custo para u_r suprir \mathbf{l}_d
$EC_l(d)$	Custo energético total requisitado pelos clientes em \mathbf{l}_d
$N_c^{\mathbf{l}_d}$	Total de clientes em \mathbf{l}_d
EC_i	Custo energético requisitado pelo cliente i
$ECh_r(d)$	Custo para u_r pairar em \mathbf{l}_d
Υ	Função de energia para o problema de seleção
Υ_p	Custo para realizar a seleção dos UAVs nas localizações
\mathbf{M}	Matriz de seleção
N_M	Total de linhas e colunas de \mathbf{M}_{fg}
Υ_c	Restrições da função custo Υ_p
μ_f	Parâmetro da função de <i>Lagrange</i>
μ_g	Parâmetro da função de <i>Lagrange</i>
η	Parâmetro de alto-amplificação
ϵ_{fg}	Variável da transformação algébrica
σ_{fg}	Variável da transformação algébrica
\mathcal{Q}_{fg}	Variável auxiliar para diferenciação
Δ	Janela de tempo
$S_{(\cdot)}$	Cenário de mobilidade (\cdot)
Ω_{cli}	Distribuição uniforme de clientes nos PIs
N_{CPI}	Valor máximo para Ω_{cli}

$\Psi(\cdot)$	Probabilidade do cliente ter mobilidade fixa $[(\cdot) = f]$, local $[(\cdot) = l]$ ou global $[(\cdot) = g]$
Ψ_{ac}	Probabilidade do cliente iniciar uma aplicação.
Ψ_{nac}	Probabilidade do cliente não iniciar uma aplicação.
Ω_{PI}	Distribuição uniforme para identificar o total de localizações inicial para pseudo-aleatório
$\Omega(\cdot)$	Distribuição uniforme para definir o valor de x $[(\cdot) = wid]$ ou y $[(\cdot) = len]$ para a localização do pseudo-aleatório

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	MOTIVAÇÃO	16
1.2	OBJETIVOS	17
1.3	CONTRIBUIÇÕES	17
1.4	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1	VEÍCULOS AÉREOS NÃO TRIPULADOS	19
2.2	MOBILIDADE	20
2.3	RECOZIMENTO DETERMINÍSTICO	20
2.3.1	Definição matemática	21
3	TRABALHOS RELACIONADOS	25
3.1	REDES AD HOC COOPERATIVAS	25
3.2	REDES CELULARES	27
3.3	RESTRIÇÃO DE ENERGIA	29
3.4	VISÃO GERAL	31
4	LOPOFLY	33
4.1	MÓDULO DE LOCALIZAÇÃO	35
4.1.1	Formulação do problema	35
4.1.1.1	Restrição VANT-para-VANT	37
4.1.1.2	Restrição de capacidade	38
4.1.1.3	Restrição de prioridade de conexão	38
4.1.2	Metodologia	38
4.1.3	Algoritmo Proposto	40
4.2	MÓDULO DE SELEÇÃO	40
4.2.1	Formulação do problema	42
4.2.1.1	Seleção por distância	43
4.2.1.2	Seleção por clientes	44
4.2.1.3	Seleção por distância e clientes	45
4.2.2	Metodologia	45
4.2.3	Algoritmo Proposto	47
4.3	METODOLOGIA DE SIMULAÇÃO	47
4.3.1	Exemplo de cenário	48
4.3.2	Estratégia de gerenciamento	49
5	AValiação DE DESEMPENHO	53
5.1	CENÁRIOS DE MOBILIDADE	53
5.2	COMPORTAMENTO DOS CLIENTES	54
5.3	ANÁLISE DE COMPARAÇÃO	55
5.3.1	Discussão	57
6	CONCLUSÃO	67
6.1	TRABALHOS FUTUROS	68
	REFERÊNCIAS	69

1 INTRODUÇÃO

A grande disseminação de dispositivos móveis como *smartphones*, *tablets* e *wearables* e o crescente aumento do uso de recursos de rádio provêm uma alta necessidade de acesso à *Internet* em qualquer lugar e a qualquer momento. Aplicações tem sido desenvolvidas para permitir a conexão destes dispositivos e habilitar os usuários a se conectarem e compartilharem informações em forma de vídeo, imagens ou texto. Esta evolução levou ao desenvolvimento de aplicações com grande exigência por largura de banda, sendo necessárias novas tecnologias para manipular tráfego de voz, dados e vídeo (MOHAMED et al., 2018; BEKMEZCI et al., 2013).

Tecnologias de pequenas células têm sido vistas como uma solução para lidar com as exigências de tráfego nas próximas décadas (SHAFIQ et al., 2013). No entanto, para atender à demanda futura de tráfego, um grande número de pequenas células se torna necessário, dificultando a implementação dessa tecnologia em eventos lotados e esporádicos. Eventos lotados e esporádicos ou escritórios móveis são caracterizados por uma quantidade de dispositivos móveis que demandam uma conexão de curto período de tempo. Assim, não é viável manter uma estrutura de acesso sem fio à *Internet* de forma permanente para suprir uma demanda por curto período de tempo, de forma esporádica. Em alguns eventos, como os de música, existem outras características que desafiam o ambiente de comunicação: a grande concentração de pessoas em um pequeno espaço e o fato das pessoas poderem se movimentar; o que torna a demanda de tráfego variável (SHAFIQ et al., 2016; AFONSO et al., 2016; SHAFIQ et al., 2013). A habilidade de clientes se conectarem enquanto se movimentam traz um grande desafio quanto à velocidade de movimentação que os clientes podem atingir.

O uso de veículos aéreos não tripulados (VANT ou *Unmanned Aerial Vehicles* - UAVs) surgiu como uma tecnologia promissora para fornecer comunicação em áreas remotas sem infraestrutura (MOHAMED et al., 2018; ZENG et al., 2016; MATOLAK, 2015; ROHDE et al., 2012). A versatilidade é a chave principal para escolher VANTs para operar em áreas de difícil acesso (MOTLAGH et al., 2016, 2017), devido ao baixo custo

destes VANTs e com o desenvolvimento de um algoritmo de controle adequado, é possível realizar a implementação de grupos de VANTs (BEKMEZCI et al., 2013). Algumas soluções usam VANTs como redes aéreas para:

- dividir a demanda de tráfego das estações base entre os VANTs (SHARMA et al., 2018; SUN et al., 2018; ALZENAD et al., 2018; ZHANG et al., 2018b; REINA et al., 2018; ALZENAD et al., 2017; BOR-YALINIZ et al., 2016; SHINKUMA; GOTO, 2016; ROHDE et al., 2013, 2012);
- permitir a comunicação entre um grupo de clientes distantes (BIAN et al., 2020; ZHANG et al., 2018a; FOTOUHI et al., 2018; SHARMA; KUMAR, 2015; PERUMAL; BARAS, 2008);
- criar novas infraestruturas em locais críticos após terremotos, furacões e/ou tsunamis (KLAINÉ et al., 2018; SÁNCHEZ-GARCÍA et al., 2019; MALANDRINO et al., 2019);
- garantir segurança ou resgate, ou detectar pessoas (YUAN et al., 2019; YANMAZ et al., 2018; SUN; BOUKERCHE, 2018; MOTLAGH et al., 2017);
- lidar com uma tarefa específica da Internet das Coisas (*Internet of Things - IoT*) (MOTLAGH et al., 2016).

Para que seja possível usufruir desta tecnologia versátil e de baixo custo, se faz necessário definir como serão posicionados os VANTs para que se tenha comunicação com os clientes. A definição da rotatividade destes VANTs se faz importante, dado que estes veículos não possuem uma fonte ilimitada de energia. Neste trabalho serão analisados os problemas existentes para que seja possível criar e gerenciar uma rede utilizando VANTs. Busca-se usufruir das vantagens do uso dos VANTs para criar uma rede dinâmica em ambientes que necessitam de uma infraestrutura de comunicação esporádica.

Como solução para o problema de fornecer acesso à *Internet* de banda larga a clientes temporários, é apresentada uma nova Técnica de Otimização de Localização e Posicionamento para Redes Aéreas (*Location and Positioning Optimization Technique for Flying Networks - LoPoFly*). O LoPoFly é composto por dois módulos:

1. Localização (ver seção 4.1)
2. Seleção ou Posicionamento (ver seção 4.2)

O primeiro módulo visa encontrar a melhor localização onde um VANT é necessário, com base na distribuição dos clientes, considerando a localização, a largura de banda e a energia requerida pelos clientes. O segundo módulo seleciona qual VANT enviar para cada localização encontrada pelo primeiro módulo. Ele considera a energia de cada VANT para avaliar qual deles pode ir a uma determinada localização, permanecer no local, servir o maior número possível de clientes e ainda ter bateria suficiente para retornar à base central de informações (*Information Central* - IC) a fim de ser recarregado. Para garantir que serviços de longo prazo possam ser implantados, alguns dos VANTs que estão na IC devem ser capazes de substituir os VANTs que já estão em operação (por exemplo, quando um VANT tem bateria fraca). O superdimensionamento de VANTs eleva o custo econômico e a complexidade para administração destes nós aéreos. Por isto, se faz necessário desenvolver um mecanismo de otimização de recursos que permita a menor utilização de VANTs possível.

Estes módulos utilizam a meta-heurística de recozimento determinístico (*Deterministic Annealing* - DA) (ROSE, 1998). A principal motivação para o uso da meta-heurística DA é aproveitar as seguintes características:

1. capacidade de aliviar o aspecto de busca aleatória do recozimento simulado (*Simulated Annealing* - SA) (PAREKH et al., 2015);
2. capacidade de evitar mínimos locais. Através de um processo de resfriamento apropriado (isto é, através da lenta variação de temperatura), este visa rastrear o mínimo global da superfície de custo;
3. A meta-heurística DA é completamente independente da configuração inicial escolhida (ROSE, 1998);
4. Ela foi utilizada, com sucesso, em aplicações de clusterização, nas quais um grande número de nós precisou ser associado a um pequeno número de centros (*cluster*) (ROSE, 1998; PAREKH et al., 2015);

1.1 MOTIVAÇÃO

A utilização de VANTs para construir redes aéreas tem despertado grande interesse tanto da comunidade científica quanto da indústria de um modo geral. No entanto, as propostas encontradas não consideram todas as características existentes e necessárias para se utilizar VANTs. Têm sido propostas diferentes soluções (SHINKUMA;

GOTO, 2016; MALANDRINO et al., 2019; SÁNCHEZ-GARCÍA et al., 2019; YUAN et al., 2019; SHARMA et al., 2018), no entanto, poucas delas abordam os seguintes temas: clientes móveis, consumo energético e substituição dos VANTs. Algumas soluções não consideram restrições na distância de comunicação entre os VANTs. Poucas possibilitam uma execução contínua durante todo o período necessário. Algumas soluções consideram capacidade de largura de banda (ou conexões) ilimitada para os VANTs. Com isso, é possível observar a necessidade de se criar uma solução que permita considerar as diferentes características deste tipo de cenário em conjunto, aplicadas de forma dinâmica ao ambiente.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral desta tese é criar uma infraestrutura utilizando VANTs, a fim de fornecer acesso à *Internet* aos clientes de um evento esporádico de curta duração.

Os objetivos específicos da pesquisa são:

- Realizar um estudo sobre técnicas de otimização para solucionar problemas com restrições.
- Avaliar as técnicas para solucionar problemas de alocação de recursos.
- Modelar e aplicar as estratégias para gerenciar VANTs durante todo o período do evento.
- Realizar simulações e avaliar o comportamento do modelo proposto.

1.3 CONTRIBUIÇÕES

Até o presente momento não foram encontradas pesquisas que propõem modelos os quais consideram, de forma conjunta, todos os aspectos restritivos de se utilizar nós aéreos: comunicação, mobilidade, restrição de energia e rotatividade. Esta é a primeira abordagem que cobre restrições relacionadas à energia, substituição, comunicação e mobilidade em conjunto, para gerenciar as redes aéreas.

Os resultados do trabalho foram disseminados através da seguinte publicação Garcia et al. (2020): "Garcia, G., Vendramin, A.C.K., Del Monego, H.I, and Munaretto, A. "LoPoFly: Location and Positioning Optimization for Flying Networks". Journal of Intelligent & Robotic Systems (2020)".

1.4 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

O presente documento está estruturado em seis capítulos. O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica. O capítulo 3 descreve os trabalhos relacionados. Na sequência, são apresentadas as propostas para o problema de localização e seleção do módulo LoPoFly (capítulo 4), seguido da análise de desempenho da metodologia proposta no capítulo 5. Finalmente, no capítulo 6, são apresentados as conclusões e trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo são abordadas informações sobre VANTs, modelo de mobilidade e DA.

2.1 VEÍCULOS AÉREOS NÃO TRIPULADOS

Os veículos aéreos não tripulados (VANTs), geralmente chamados de *drones*, podem ser definidos como um veículo capaz de voar na atmosfera, projetado para não receber um piloto no seu interior, sendo operado por controle remoto ou de forma autônoma. Inicialmente, utilizados em ambientes militares (HAYAT et al., 2016), os VANTs também ganharam espaço em diversas outras aplicações, tais como: no monitoramento de desastres naturais, em missões de resgate, na agricultura, no suporte à cobertura de rede sem fio, no monitoramento em tempo real, na inspeção de infraestrutura, entre outras (BIAN et al., 2020; ZHANG et al., 2018a; MOHAMED et al., 2018; MELO et al., 2017; ZENG et al., 2016; MATOLAK, 2015; CAI et al., 2014; BEKMEZCI et al., 2013). Algumas dessas aplicações requerem um único VANT e outras, como o monitoramento de área para ambientes perigosos, requerem vários VANTs. Nos sistemas de VANTs únicos, cada VANT atua como um nó isolado, somente se comunicando com alguma infraestrutura. Já, com múltiplos VANTs se tem a vantagem do trabalho colaborativo, auxiliando na melhora do desempenho do sistema (HENTATI; FOURATI, 2020). A otimização de operações com diversos VANTs, em um espaço aéreo integrado, requer um planejamento adequado de trajetória, bem como a garantia de separação entre os VANTs para garantir a segurança das operações. A medida que o número de aplicações (militares e civis) crescem, questões de segurança, relacionadas a potenciais colisões aéreas, precisam ser abordadas, com a finalidade de permitir a integração entre veículos aéreos não tripulados em um espaço aéreo não segregado (CAZAURANG et al., 2020; MELO et al., 2017; VALAVANIS; VACHTSEVANOS, 2015). Existem diferentes tipos de VANTs, classificados de acordo com suas hélices, seu tamanho e alcance. Dos VANTs de rotor existem: rotor único, tricóptero, quadróptero, hexacóptero e octocóptero.

Estes possuem a habilidade de se manter fixo (pairado) em um determinado local e a quantidade de rotores está relacionada ao maior alcance e estabilidade. Também existem VANTs com asa fixa, os quais não possuem a habilidade de se manter pairado no local, sendo preferencialmente utilizados em gravações em movimento (HENTATI; FOURATI, 2020).

2.2 MOBILIDADE

Um modelo de mobilidade é definido por meio de diferentes propriedades com o intuito de exibir diferentes características do ambiente onde se está inserido (MESSOUS et al., 2017). Uma estrutura de rede aérea necessita de um modelo de mobilidade apropriado para permitir uma melhor distribuição de recursos (MESSOUS et al., 2017; HENTATI; FOURATI, 2020). O desenvolvimento adequado de um modelo de mobilidade para um determinado tipo de aplicação tem uma grande influência no desempenho alcançado, sendo importante analisar as características necessárias para o ambiente de aplicação (HENTATI; FOURATI, 2020). Diferentes modelos de mobilidade para VANTs podem ser encontrados na literatura com diferentes focos de aplicação, tais como (MESSOUS et al., 2017; HENTATI; FOURATI, 2020):

- a) problema de cobertura: busca a melhor taxa de cobertura possível;
- b) conectividade da rede: busca manter conectividade entre os VANTs;
- c) aleatório: busca explorar o ambiente de forma aleatória;
- d) pontos definidos: possui uma rota com pontos já definidos;
- e) híbrido: busca equilibrar um ou mais modelos de mobilidade.

2.3 RECOZIMENTO DETERMINÍSTICO

O algoritmo de Recozimento Determinístico (*Deterministic Annealing* - DA) foi proposto por Rose (1998). Ele é utilizado para problemas de agrupamento, compressão e classificação, onde um grande número de nós necessita ser associado a um pequeno número de centros (ou grupos). A DA emula um processo físico (recozimento), através do qual um sólido é, primeiramente, aquecido até seu ponto de fusão e então, este é lentamente arrefecido em uma taxa determinada por sua velocidade de troca de calor; para finalmente, atingir sua configuração mínima de energia. O objetivo da técnica de recozimento é aumentar a ductilidade (que representa o grau de deformação que um material suporta

até sua ruptura) e reduzir sua dureza (medida que avalia o quão resistente um sólido é em diferentes formas, quando forças de compressão são aplicadas) (LAARHOVEN; AARTS, 1987).

Esta meta-heurística considera o princípio da entropia máxima (*Maximum Entropy Principle* - MEP) e não possui uma inicialização aleatória — diferentemente do algoritmo de Recozimento Simulado (*Simulated Annealing* - SA), do qual, a DA deriva (LAARHOVEN; AARTS, 1987). Esta inicia com um único grupo e gradualmente identifica novos grupos conforme o algoritmo evolui. A variação lenta de temperatura do processo de recozimento permite o algoritmo escapar de mínimos locais (DORIA et al., 2013).

2.3.1 DEFINIÇÃO MATEMÁTICA

A tabela 1 descreve os termos utilizados nas equações apresentadas no decorrer desse capítulo.

Tabela 1 — Termos utilizados nas equações da meta-heurística DA.
Meta-heurística DA

Símbolo	Descrição
D	Função de Distorção
$p(\mathbf{a}, \mathbf{b})$	Probabilidade conjunta
$d(\mathbf{a}, \mathbf{b})$	Medida de distorção entre \mathbf{a} e \mathbf{b}
$p(\mathbf{b} \mathbf{a})$	Probabilidade de associação entre \mathbf{a} e \mathbf{b}
$p(\mathbf{a})$	Probabilidade de \mathbf{a}
H	Entropia
F	Função de <i>Lagrange</i>
T	Temperatura do sistema
λ	Peso para restrição de $p(\mathbf{b} \mathbf{a})$
Z_a	Função de partição em \mathbf{a}

Fonte — Autoria própria

A função custo a ser minimizada para o problema de agrupamento é dada pela função de distorção entre um elemento a ser agrupado e o centro de um grupo. Inicialmente, a função de distorção (D) é expressa como (ROSE, 1998):

$$D = \sum_{\mathbf{a}} \sum_{\mathbf{b}} p(\mathbf{a}, \mathbf{b}) d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) , \quad (1)$$

no qual, $p(\mathbf{a}, \mathbf{b})$, define a probabilidade conjunta, sendo $p(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = p(\mathbf{a})p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$, tal que $\mathbf{a} \in A$ corresponde a um ponto (elemento a ser agrupado) e, $\mathbf{b} \in B$ corresponde a um

vetor de código (ou centro). O termo $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$ corresponde à probabilidade associativa ou condicional de \mathbf{b} ocorrer dada a ocorrência de \mathbf{a} . $p(\mathbf{a})$ representa a probabilidade da ocorrência de \mathbf{a} (ROSE, 1998). $d(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ representa a medida de distorção de \mathbf{a} a um determinado \mathbf{b} .

O princípio da entropia máxima sugere que: “de todas as distribuições de probabilidade que satisfazem um determinado conjunto de restrições, escolha a que maximiza a entropia” (JAYNES, 1957) *apud* (ROSE, 1998). Assim, para determinar a probabilidade associativa em uma distorção esperada, tem-se que maximizar a entropia, sujeita às restrições contidas na equação 1. Com isso, a entropia (H) será definida pela entropia de *Shannon* (ROSE, 1998; SHANNON, 1948):

$$H = - \sum_{\mathbf{a}} p(\mathbf{b}) \sum_{\mathbf{b}} p(\mathbf{b}|\mathbf{a}) \log p(\mathbf{b}|\mathbf{a}) , \quad (2)$$

Esta é uma medida de informação e incerteza de uma variável aleatória. Em termodinâmica a entropia tem implicações importantes na desordem. Em teoria da informação, a quantidade de entropia desempenha um papel central como medidas de informação, escolha e incerteza (SHANNON, 1948).

Finalmente, esta otimização pode ser reformulada como sendo a minimização da seguinte função (F) de *Lagrange* (ROSE, 1998):

$$F = D - TH , \quad (3)$$

no qual, T é o multiplicador de *Lagrange* e representa a temperatura do sistema. Assim, é possível observar que, para grandes valores de T , o intuito é maximizar H . Conforme T é lentamente reduzido, ocorre uma troca entre H e D . Finalmente, à medida que T se aproxima de zero, ocorre diretamente a minimização de D (ROSE, 1998).

Ao minimizar a função custo F com respeito à probabilidade associativa:

$$\frac{\partial F}{\partial p(\mathbf{b}|\mathbf{a})} = 0 , \quad (4)$$

e, considerando uma restrição adicional (com um peso λ), a fim de garantir que $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$ seja uma distribuição válida para um dado \mathbf{a} (ROSE, 1998):

$$\sum_{\mathbf{b}} p(\mathbf{b}|\mathbf{a}) = 1 , \quad (5)$$

temos que:

$$0 = \frac{\partial D}{\partial p(\mathbf{b}|\mathbf{a})} - T \frac{\partial H}{\partial p(\mathbf{b}|\mathbf{a})} + \lambda \frac{\partial}{\partial p(\mathbf{b}|\mathbf{a})} \left[\sum_{\mathbf{b}} p(\mathbf{b}|\mathbf{a}) - 1 \right], \quad (6)$$

realizando as derivações e, sabendo que para um determinado \mathbf{a} e \mathbf{b} , $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$ somente aparecerá em um dos termos em cada somatório, é possível chegar que:

$$0 = d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) + T \log [p(\mathbf{b}|\mathbf{a})] + T + \frac{\lambda}{p(\mathbf{a})}. \quad (7)$$

Isolando $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$:

$$p(\mathbf{b}|\mathbf{a}) = \exp \left[-\frac{d(\mathbf{a}, \mathbf{b})}{T} \right] \exp \left[-1 - \frac{\lambda}{Tp(\mathbf{a})} \right]. \quad (8)$$

Considerando que c representa:

$$c = \exp \left[-1 - \frac{\lambda}{Tp(\mathbf{a})} \right], \quad (9)$$

e voltando $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$ para a equação 5, temos que:

$$c = \frac{1}{\sum_{\mathbf{b}} \exp \left[-\frac{d(\mathbf{a}, \mathbf{b})}{T} \right]} = \frac{1}{Z_a}, \quad (10)$$

no qual, Z_a representa a função de partição (normalização) de \mathbf{a} . Finalmente, temos que $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$ é dada pela seguinte distribuição de *Boltzmann-Gibbs* (ROSE, 1998):

$$p(\mathbf{b}|\mathbf{a}) = \frac{\exp \left[-\frac{d(\mathbf{a}, \mathbf{b})}{T} \right]}{Z_a}. \quad (11)$$

É possível observar na distribuição de $p(\mathbf{b}|\mathbf{a})$ que, à medida que T vem de temperaturas altas ($T \rightarrow \infty$), existem distribuições uniformes, onde cada ponto está igualmente associado a todos os conjuntos — se assemelhando a um agrupamento mais flexível ou nebuloso (PAREKH et al., 2015). Neste caso, conforme T é reduzida, a distribuição passa a ser mais discriminatória, causando, em $T \rightarrow 0$, a associação de cada ponto com o grupo mais próximo — um agrupamento mais rígido (*hard clustering*). O processo de recozimento da temperatura desempenha o papel de uma força externa ou o papel da troca de energia entre o sistema e seu ambiente, na analogia da termodinâmica (ROSE, 1998; PAREKH et al., 2015).

Com isso, é possível encontrar o mínimo correspondente da função F , voltando a equação 11 em 3 (ROSE, 1998):

$$F^* = -T \sum_{\mathbf{a}} p(\mathbf{a}) \log Z_a. \quad (12)$$

A função F^* representa a energia livre de *Helmholtz*, na analogia com a estatística mecânica, assumindo que $\beta = \frac{1}{T}$ (PAREKH et al., 2015).

O conjunto \mathbf{b} de vetores (localização de centro de grupos) que minimiza a energia livre, satisfaz a seguinte condição (ROSE, 1998):

$$\frac{\partial F^*}{\partial \mathbf{b}_j} = 0 . \quad (13)$$

Assim, aplicando as derivações em (ROSE, 1998):

$$0 = -T \sum_i p(\mathbf{a}_i) \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}_j} \left\{ \log \left[\sum_k \exp \left(-\frac{d(\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_k)}{T} \right) \right] \right\} , \quad (14)$$

tem-se que (ROSE, 1998):

$$0 = \sum_i p(\mathbf{a}_i) p(\mathbf{b}_j | \mathbf{a}_i) \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}_j} [d(\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_j)] . \quad (15)$$

Considerando que $d(\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_j)$ corresponde a distância l^2 ou Euclidiana (GOLUB; LOAN, 1985) entre \mathbf{a}_i e \mathbf{b}_j , obtemos (ROSE, 1998):

$$0 = \sum_i p(\mathbf{a}_i, \mathbf{b}_j) 2(\mathbf{a}_i - \mathbf{b}_j) . \quad (16)$$

Isolando \mathbf{b}_j (ROSE, 1998):

$$\mathbf{b}_j = \sum_i p(\mathbf{a}_i | \mathbf{b}_j) \mathbf{a}_i , \quad (17)$$

onde $p(\mathbf{a}_i | \mathbf{b}_j)$ corresponde à probabilidade conjunta *a posteriori* calculada utilizando a regra de *Bayes* (ROSE, 1998).

Com isso, o algoritmo DA consiste em minimizar a função de distorção D sujeita a uma suposição de aleatoriedade permitida para a solução, a qual é ditada pelo princípio da entropia máxima. Assim, este inicia em altas temperaturas de T_w e procura o mínimo, enquanto diminui lentamente T_w . Os passos de cada T_w podem ser (ROSE, 1998):

1. Resolver \mathbf{b}_j e utilizar a equação 11 para encontrar os novos pesos de $p(\mathbf{b}_j | \mathbf{a}_i)$.
2. Resolver $p(\mathbf{b}_j | \mathbf{a}_i)$ e utilizar a equação 17 para encontrar a nova localização dos centros de grupo \mathbf{b}_j .

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Hoje em dia, redes aéreas têm contribuído bastante para as comunicações. Isto ocorre em função da flexibilidade, adaptabilidade e mobilidade que estas redes apresentam. Elas podem providenciar uma cobertura e capacidade extra em cenários nos quais não existe ou a estrutura não é suficiente. Podem ser utilizadas para suprir as redes celulares em locais com falta de sinal, além de auxiliar em serviços, como encontrar vítimas em um cenário de desastre, entre outras aplicações. Técnicas para alocar redes aéreas têm sido aplicadas em diversos problemas de otimização (KLAINÉ et al., 2018; SÁNCHEZ-GARCÍA et al., 2019; REINA et al., 2018). No entanto, encontrar a solução ótima não é uma tarefa fácil. Isto devido ao grande número de soluções, o que caracterizam esses problemas como NP-difícil (REINA et al., 2018; SUN et al., 2018; SALAPAKA et al., 2003).

3.1 REDES AD HOC COOPERATIVAS

Sharma e Kumar (2015) propuseram uma estrutura para estabelecer redes ad hoc cooperativas entre VANTs, a fim de permitir troca de dados entre eles e executar operações de busca e rastreamento, utilizando redes neurais. A rede ad hoc de VANTs é utilizada para dar suporte a uma rede ad hoc terrestre existente. A rede neural é utilizada para formar topologias e mapas cognitivos. Num primeiro momento a área foi dividida em pequenas partes, formando *concepts* — um termo que se refere a regiões virtuais da área avaliada. Após isso, foram definidas as localizações dos nós terrestres. Nesta etapa, foi utilizada uma rede neural para formar a topologia inicial dos nós aéreos. Estas localizações terrestres foram associadas às regiões virtuais (*concepts*) encontradas na definição do mapa cognitivo. Após os VANTs serem liberados, estes irão realizar a busca, baseados caminhos previamente definidos. No processo de busca (investigação) destes VANTs, novos mapas cognitivos são criados e compartilhados pela rede cooperativa para que não existam conflitos de busca. A comunicação foi realizada em camadas e os VANTs se comunicam entre si e, também, com os nós terrestres.

Reina et al. (2018) propuseram um algoritmo genético para realizar a distribuição de nós aéreos. O algoritmo possui três principais objetivos: cobertura, tolerância a falhas e redundância. Neste trabalho foi definida uma função objetivo baseada em pesos, a fim de realizar a otimização da cobertura. Os cromossomos do algoritmo genético representam o posicionamento 2D das coordenadas do conjunto de VANTs, que serão distribuídos no cenário. Com isto, um indivíduo é representado por um lista de posições 2D. Neste trabalho existem também migrações de indivíduos entre populações. Para esta estratégia foi utilizado o esquema em anel no qual as trocas ocorrem de forma circular. O algoritmo proposto se mostrou adaptável aos cenários avaliados, contudo sem comparações com outras soluções. O trabalho desses autores também não se preocupa com a quantidade de VANTs utilizados no cenário.

Sánchez-García et al. (2019) propôs um algoritmo baseado em uma meta-heurística de otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) para explorar uma área de desastre, a fim de encontrar vítimas e permitir comunicações com elas. Os VANTs identificam grupos de vítimas numa primeira etapa e são alocados para cobrir um destes grupos, na próxima etapa. Na primeira etapa de investigação da área de desastre, um VANT é considerado como um agente o qual tem autonomia e comunicação com os outros agentes, bem como com as vítimas. Os VANTs trocam informações de soluções quando se encontram. Quando a solução do vizinho é melhor, este atualiza a sua melhor solução e continua a investigação. As coordenadas dos VANTs são alteradas a cada bloco de tempo para isto é considerada a melhor solução encontrada durante a investigação. A investigação finaliza após o número de iterações definidas tiver sido alcançado. Este trabalho não se preocupa com a conectividade total entre os VANTs na etapa final, o qual se torna impraticável em alguns casos, quando se trata de um cenário real.

As propostas apresentadas anteriormente não se preocupam com a limitação de capacidade dos VANTs para atender os clientes. Com relação à restrição de capacidade de rede, Perumal e Baras (2008) propuseram um algoritmo utilizando o DA para permitir a definição de localização de VANTs e fornecer conectividade entre grupos desconectados. O algoritmo é aplicado a grandes redes terrestres ad hoc, em cenários militares. Para permitir conectividade total, minimiza-se a distância entre: (i) entre os VANTs e um nó dentro de cada grupo e (ii) VANTs. A restrição de capacidade da rede é calculada considerando um valor fixo para cada cliente terrestre e, a capacidade de um VANT é restrita à soma da capacidade solicitada por cada cliente dentro de seu grupo. Já, Salapaka et al. (2003) apresentou modificações na função do algoritmo DA para resolver

problemas de alocação de recursos com restrição de capacidade. Assim, dado um conjunto de locais com atividades pontuais previamente identificadas, o método DA foi aplicado para encontrar uma localização ideal para os VANTs, considerando recursos heterogêneos. No entanto, a restrição de capacidade está relacionada a quantidade de clientes conectados e não ao consumo de largura de banda dos clientes.

Finalmente, estes trabalhos não se preocupam com a limitação de energia dos nós aéreos, o que demanda substituição de VANTs para que sejam recarregados ou para que suas baterias sejam trocadas. Outro ponto importante está relacionado à operação contínua da solução proposta. Estes trabalhos apresentam soluções para cenários fixos. Quando se tem um ambiente no qual se faz necessário suprir as demandas ao longo do tempo, novas estratégias são demandadas e mais complexo se torna o problema. Isso leva à necessidade de uma distribuição dinâmica dos VANTs no cenário, ao longo do tempo.

3.2 REDES CELULARES

Sun et al. (2018) propuseram um algoritmo de busca linear para distribuir VANTs em redes celulares, com objetivo de fazer um balanceamento de carga. O número de VANTs necessários é baseado no raio máximo de cobertura e nas restrições de capacidade previamente definidas. Inicialmente, os VANTs são distribuídos de forma aleatória na região. Após isso, o algoritmo divide a região em pequenas células utilizadas para simplificar a pesquisa e aplica uma realocação iterativa dos VANTs, a fim de equilibrar a carga. No entanto, a proposta não usa a cooperação entre VANTs, não é explicado como eles obtiveram a localização dos usuários e como foi configurada a comunicação com os VANTs.

Klaine et al. (2018) propuseram um algoritmo utilizando aprendizado por reforço para encontrar a melhor posição de *drones* como pequenas células (*Drone Small Cells - DSCs*) em um cenário de emergência. O objetivo é permitir que vítimas e operadores de resgate acessem a rede. Todos os VANTs têm um número fixo (para cima, para baixo, para direita e para esquerda) com passos pré-definidos — o que restringe a mobilidade do VANT. Inicialmente, tendo conhecida toda a distribuição de clientes, requisitos de rede e mobilidade, são definidos *hotspots* com quantidade de clientes equilibrada. Em cada um destes *hotspots* é posicionado um VANT, para então, o algoritmo proposto tentar encontrar uma melhor localização para os VANTs. O número de VANTs é definido com base no número de estação base (*Base Station - BS*) instaladas anteriormente.

Sharma et al. (2016) propuseram um modelo de rede neural para encontrar regiões que necessitam de VANTs, ou seja, com alta demanda. O objetivo é permitir trocas contínuas de dados entre uma estação base macro (*Macro Base Station* - MBS) e os equipamentos de usuário (*User Equipments* - UE), por meio dos nós aéreos. Essa implantação é baseada na demanda dos UEs. Com isto, os VANTs são distribuídos em sub-regiões da área de cobertura da MBS. O número de VANTs foi definido de acordo com a cobertura e requisitos de rede demandados. Contudo, mais de um VANT pode ser enviado para a mesma região e a proposta não faz distinção de localização para os VANTs nestas regiões. Como em Klaine et al. (2018), em (SHARMA et al., 2016) também foi realizada uma divisão da área em pequenas regiões e, nesta, não foi utilizada cooperação entre os VANTs.

Sharma et al. (2018) propuseram um modelo neural baseado em uma abordagem de coloração gráfica para distribuição de VANTs em redes celulares 5G. O objetivo é identificar regiões com alta demanda e a quantidade de VANTs necessária, para então realizar a distribuição destes a fim de aliviar a carga na BS. Para identificar a quantidade de VANT necessária é utilizada a técnica de coloração gráfica, aplicada na matriz de regiões criada, o que permite identificar as áreas isoladas e definir o máximo de VANT para a cobertura de rede. Contudo, os VANTs possuem uma limitação de cobertura para somente duas regiões adjacentes. Além disso, existe um limite pré-definido de quantidade de clientes que o VANT pode suprir. Com isto, mais VANTs são adicionados quando identifica-se que com a quantidade atual de VANTs na região não é possível suprir os clientes. Mais VANTs são direcionados à região, no entanto, não existe distinção de localização para estes nós extras. No trabalho proposto pelos autores, os VANTs também não cooperam e os clientes não são móveis.

Sharma et al. (2017) propuseram a utilização de VANTs em redes 5G, a fim de aumentar a cobertura e a capacidade da rede. Foram propostas duas soluções para organizar os VANTs. No primeiro, todos os VANTs são posicionados em uma única camada. A outra solução usa um modelo hierárquico com multicamadas. O modelo hierárquico é proposto para cobrir a mesma área com menos VANTs. No entanto, há uma dependência de VANTs ascendentes. Uma falha nesses VANTs afeta a rede em geral. Eles também propõem duas técnicas de decisão para definir onde esses VANTs serão posicionados. No primeiro, uma MBS é responsável por calcular e definir as posições dos VANTs. No entanto, não há descrição de como a MBS calcula essas posições e como é definida uma área de alta demanda. No segundo, os VANTs são autônomos, eles recebem informações da MBS sobre áreas de alta demanda e se instalam na região. O objetivo é

minimizar a entropia da rede, que é realizada minimizando as entropias dos VANTs junto com as áreas de demanda. No entanto, não há explicação sobre o trabalho cooperativo, quais informações são compartilhadas com os vizinhos e se a decisão de posicionamento é centralizada em um VANT ou se cada um precisa processar sua própria posição.

Sanchez-Aguero et al. (2020) propuseram um algoritmo heurístico baseado na teoria de grafos para a substituição de VANTs a fim de manter a conexão com os clientes durante todo o período necessário. Para a solução do problema é verificada a quantidade de VANTs necessários para cobrir o cenário e, em seguida, identificar a quantidade de VANTs extras que devem ser mantidos para servir como unidades de substituição. Quando a troca de um VANT é agendada, um VANT totalmente recarregado entra no cenário no local do VANT com pouca bateria, sendo este último retornado à estação para que sua bateria seja renovada e esteja disponível para uma próxima substituição. Na proposta dos autores, os VANTs constantemente reportam à estação central as informações de localização, bateria atual, clientes conectados e VANTs vizinhos para que o algoritmo de agendamento possa identificar a necessidade de trocas. Nesta solução não existe colaboração entre os VANTs e a troca depende da decisão da estação central, não existindo qualquer algoritmo de inteligência nos VANTs. Esta comunicação constante para troca de informações pode levar a uma sobrecarga na comunicação entre os VANTs e a estação central. No trabalho também não existe a preocupação em descobrir os clientes no cenário ou otimizar a localização dos VANTs, sendo que estas localizações dos clientes já são conhecidas e a proposta somente está direcionada à substituição dos VANTs.

3.3 RESTRIÇÃO DE ENERGIA

Os trabalhos relacionados propõem técnicas para implantar redes aéreas, no entanto a preocupação com a restrição de energia dos VANTs nem sempre é levada em consideração. Quanto menor um VANT, menos bateria terá para se manter na rede. Para a segurança dos usuários, se faz necessário fornecer uma infraestrutura com substituição dos VANTs em caso de esgotamento de energia. Para isso, é necessário calcular o custo de energia para operações de movimentação e para pairar.

Shinkuma e Goto (2016) propuseram diferentes estratégias para manter uma rede sem fio *multi-hop* composta por VANTs e APs (*Access Points*). O objetivo principal é utilizar os VANTs para manter os APs em operação e realizar a troca desses dispositivos com base no consumo de energia. Um dos modelos propostos considera que um VANT carrega o AP até um ponto predefinido e permanece nessa posição até o esgotamento

de energia. Duas soluções são propostas para este caso, considerando que o AP deve se manter funcional na posição selecionada. Na primeira proposta, é considerado que o VANT mantém o AP funcionando com sua própria bateria. Assim, o VANT volta para uma estação de energia a fim de ser recarregado ou para trocar de bateria. Na segunda proposta, o VANT realiza a troca da bateria do AP no local em que foi instalado. Este trabalho analisa o consumo de energia dos VANTs, no entanto, não se preocupa com as posições dos APs (ou seja, considera apenas uma distribuição predefinida) e os clientes não são móveis.

Motlagh et al. (2016) propuseram uma estrutura para a seleção de um VANT com base em uma tarefa da *Internet* das coisas (*Internet of the Things* - IoT). Um VANT pode transportar dispositivos diferentes (por exemplo, câmera de vídeo) e será selecionado para uma tarefa específica com base na característica da tarefa e no dispositivo instalado no VANT. Um VANT é selecionado se tiver bateria suficiente para ir ao local da tarefa, executar a operação (consumo com base no tipo de dispositivo instalado) e retornar. Este trabalho não considera o posicionamento real do VANT, nem a construção de uma rede aérea.

Sharma et al. (2017) consideram o tempo de vida da rede. No trabalho foram apresentadas três abordagens. A primeira é um relato de um outro trabalho no qual foi proposta uma otimização no desempenho da bateria para prever o tempo de vida útil da rede. A segunda está relacionada ao trabalho de Sharma et al. (2016), no qual foi proposto um modelo para identificar zonas com maior consumo e Sharma et al. (2017) propuseram usá-lo durante a instalação de VANTs. Na última abordagem apresentada, Sharma et al. (2017) propuseram a utilização da MBS para realizar o monitoramento de cada VANT com relação aos seus recursos de bateria. Contudo, se aplicado, aumentaria o número de troca de informações entre os VANTs e a MBS; para que fosse possível a MBS controlar o nível de bateria de cada VANT e fazer solicitações de troca. No entanto, Sharma et al. (2017) não aplicaram qualquer das abordagens propostas, pois, como relatado, aumentaria a complexidade do trabalho.

Sanchez-Aguero et al. (2020) consideraram o tempo de vida do VANT na proposta do algoritmo de substituição de VANTs. Para esta solução duas baterias foram utilizadas, uma para o voo e outra para o consumo de comunicação. Contudo, nesta solução foi considerado um número ilimitado de baterias extras, as quais foram utilizadas para que fosse possível realizar a troca dos VANTs, habilitando de forma mais ágil a disponibilidade dos VANTs.

3.4 VISÃO GERAL

Considerando as restrições identificadas na literatura, foi proposta uma otimização de localização e seleção para redes aéreas, chamada LoPoFly. Na tabela 2 é possível visualizar a comparação entre o LoPoFly e os trabalhos relacionados. São consideradas as seguintes características: cobertura, restrição de capacidade e energia do VANT, substituição de VANTs, mobilidade de clientes (estrutura móvel ou fixa), uso de vários VANTs, comunicação de VANT para VANT, comunicação de VANT para cliente, cenário contínuo, operação contínua e VANTs dinâmicos.

Uma característica comum apresentada pela literatura são as restrições de cobertura e o uso de vários VANTs. A capacidade dos VANTs também é considerada em alguns trabalhos. No entanto, os clientes raramente são considerados móveis, pois se aumenta a complexidade da busca. Como pode ser visto, apenas alguns trabalhos consideram a restrição na comunicação de VANT para VANT e, um grande número de trabalhos considera, apenas, a característica da comunicação de VANT para cliente. O uso de cenário contínuo e operação contínua não são características comuns, pois também se tem um aumento da complexidade. A operação contínua está relacionada à restrição de energia e a substituição do VANT. Quando a restrição de energia de um VANT é considerada, torna-se necessário controlar a substituição do mesmo. Em poucos dos trabalhos apresentados, o número de VANTs não se altera no cenário (isto é, não são utilizados VANTs dinâmicos).

Tabela 2 — Comparação entre LoPoFly e trabalhos relacionados.

LoPoFly	Klaine et al. (2018)	Reina et al. (2018)	Sun et al. (2018)	Sharma e Kumar (2015)	Sánchez-García et al. (2019)	Perumal e Baras (2008)	Shinkuma e Goto (2016)	Sharma et al. (2018)	Sharma et al. (2017)	Sharma et al. (2016)	Motlagh et al. (2016)	Sanchez-Aguero et al. (2020)
Restrição de cobertura	✓	✓	✓	✓	✓	✓		✓	✓	✓		
Restrição de capacidade	✓	✓		✓		✓		✓	✓	✓		
Restrição de energia	✓						✓				✓	✓
Substituição de VANTs	✓						✓				✓	✓
Clientes móveis	✓	✓			✓							
Múltiplos VANTs	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Comunicação VANT para VANT	✓		✓	✓	✓	✓					✓	
Comunicação VANT para cliente	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓		✓
Cenário contínuo	✓		✓	✓	✓	✓						
Operação contínua	✓						✓				✓	✓
VANTs dinâmicos	✓							✓				

Fonte — Autoria própria.

4 LOPOFLY

Neste trabalho, os VANTs são utilizados para criar uma rede aérea como uma solução para o problema de acesso à *Internet* em banda larga por clientes temporários, em ambientes a céu aberto. Estes VANTs irão carregar APs para permitir uma comunicação sem fio entre dispositivos compatíveis utilizados pelos clientes. Os clientes são pessoas que utilizam um ou mais dispositivos móveis para fazer chamadas ou enviar textos, vídeos, imagens e mensagens de voz. Estes clientes são dispersos no ambiente do evento e próximos de um ponto de interesse (*Point of Interest* - PI). Os PIs são palcos onde estão sendo realizadas apresentações ou qualquer ação que atraia os clientes. Tais PIs são conhecidos pelo gerenciador do evento e os clientes podem compartilhar suas localizações com os VANTs. O acesso à *Internet* está localizado em uma IC e esta se comunica com os VANTs da rede.

Os seguintes problemas são abordados neste trabalho:

- **Cobertura:** o principal objetivo da solução para o problema de cobertura é permitir aos clientes da rede o acesso à *Internet*. Para esse problema, o modelo de mobilidade deve dispersar os VANTs, mantendo-os o mais distante possível uns dos outros, a fim de maximizar a área coberta. Os clientes que necessitam se manter conectados durante o período do evento poderão compartilhar sua posição — por meio de um serviço de localização — a fim de otimizar a seleção dos VANTs;
- **Conexão entre VANTs:** para garantir conectividade dos clientes com a IC ou com alguma infraestrutura já existente no local do evento, deve-se garantir que os VANTs possuam conexão entre si, bem como com a IC. Para tanto, o modelo de mobilidade deve manter os VANTs a uma aproximação suficiente para que estes consigam se comunicar. Com isso, é possível observar uma contrariedade com o problema de cobertura, fazendo com que o modelo de mobilidade trabalhe com o compromisso entre os requisitos de cobertura e de conexão dos VANTs;
- **Prioridade de clientes:** em um evento de grande porte pode ser necessário aplicar

prioridades de conectividade a alguns clientes, por exemplo: seguranças, bombeiros ou regiões conhecidas. Para isso, o modelo de mobilidade deve identificar estes clientes prioritários e adaptar a seleção dos VANTs a fim de garantir a conectividade desses clientes. Neste trabalho os PIs são considerados como prioritários, pois são regiões que possuem uma maior quantidade de clientes;

- **Limitação energética dos VANTs:** sabendo que os VANTs são aeronaves com tempo de voo restrito devido a sua capacidade limitada de energia, o modelo de mobilidade deve levar em consideração esta restrição. Um controle de rotatividade destes VANTs deve ser considerado, de forma a permitir que os VANTs possam ser recarregados e que os clientes mantenham sua conectividade.

Com isto, neste trabalho é proposto o LoPoFly, o qual consiste de dois módulos:

1. **Localização:** compreende a ação de localizar, encontrar o local para um VANT.
2. **Posicionamento ou Seleção:** compreende a ação de posicionar, colocar o VANT em uma determinada localização.

O módulo de localização tem o objetivo encontrar as melhores localizações pra instalar VANTs (chamadas de localizações servidoras) e, garantir conexão entre o cliente e a IC. O módulo de seleção tem o objetivo de distribuir os VANTs nas localizações encontradas. O LoPoFly procura minimizar a quantidade de VANTs necessários e maximizar o uso deles, levando em consideração sua restrição de energia e capacidade de conexão.

O problema de localização pode ser modelado como um problema de otimização de alocação de recursos ou de agrupamento. Este tem como objetivo identificar a quantidade e onde se fazem necessários os recursos, bem como a quais grupos pertencem os nós. Tais problemas são classificados como NP-difícil, pois não é possível encontrar uma solução ótima (SHARMA et al., 2008; REINA et al., 2018). Eles também são problemas não-convexos (não lineares) que tendem a ter muitas soluções ótimas locais, caracterizando o problema como multimodal (BARANWAL; SALAPAKA, 2017).

Os problemas de localização e seleção podem ser caracterizados como um problema de otimização restrito e dinâmico, pois eles devem considerar um conjunto de restrições para abordar as propriedades de um modelo de mobilidade (descritas na seção 2.2), tais como: problema de cobertura; conectividade da rede; e considerações e características específicas para o problema aplicado. Também se faz necessário manter

a rede aérea sempre atualizada com a movimentação dos clientes. Por isso, os VANTs devem se adaptar às mudanças de características ao longo do tempo. O problema de seleção também pode ser caracterizado como um problema combinatorial (SANCHEZ-AGUERO et al., 2020), uma vez que as soluções são dadas pela permutação entre VANTs e localizações. Ambos os problemas de localização e seleção para redes aéreas apresentam, portanto, um desafio complexo, com vários aspectos ainda inexplorados pela maioria das abordagens descritas na literatura.

Para que seja possível reduzir o número de restrições, os módulos são implementados separadamente. Isto permite reduzir a complexidade de busca e, portanto, o tempo de execução. Os termos em comum utilizados nas equações dos módulos de localização e seleção propostos estão presentes na tabela 3.

Tabela 3 — Termos utilizados pelo LoPoFly.

Símbolo	Descrição
INI_T	Temperatura inicial
MIN_T	Temperatura mínima
IT_x	Iteração atual do bloco x
MAX_{IT_x}	Valor máximo de iterações para o bloco x

Fonte — Autoria própria.

4.1 MÓDULO DE LOCALIZAÇÃO

O principal objetivo do módulo de localização do LoPoFly é encontrar a melhor localização para um VANT. Este módulo utiliza informações sobre os PIs e as localizações dos clientes. Na tabela 4 estão descritos os termos utilizados no módulo de localização.

4.1.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

No problema de localização, N_c clientes necessitam de conexão com à *Internet*. Estes clientes estão distribuídos em uma região $\{\mathcal{R}_{wid} \times \mathcal{R}_{len} | \mathcal{R}_{(\cdot)} \in \mathbb{R}^+\}$ de um evento \mathcal{E} . Este conjunto de localização dos clientes é denotado por $\{C \in \mathbb{R}^2\}$, no qual $\{c_i : c_i \in C, 1 \leq i \leq N_c\}$ representa a localização de um cliente i . Para todos os clientes em C , é considerada uma mesma altura h_i (em metros, m) (KLAINÉ et al., 2018). Neste caso, é considerado que os clientes possuem um dispositivo móvel em suas mãos — esta suposição permite manter o problema em duas dimensões e é considerada uma aproximação moderada em alguns casos práticos (PERUMAL; BARAS, 2008; SHARMA et al., 2017; SÁNCHEZ-GARCÍA et al., 2019).

Tabela 4 — Termos utilizados pelo módulo de localização do LoPoFly.

Símbolo	Descrição
\mathcal{R}_{wid}	Largura da região R
\mathcal{R}_{len}	Comprimento da região R
\mathcal{E}	Identificação do evento
C	Conjunto de localizações dos clientes
\mathbf{c}_i	Localização do cliente i
N_c	Número de clientes
h_i or h_j	Altitude de i ou j
L	Conjunto de posição das localizações
\mathbf{l}_j	Posição da localização j
N_l	Número de localizações
ic	Identificação da IC
\mathbf{l}_{ic}	POisão da IC ic
BW_i	Largura de banda requisitada pelo \mathbf{c}_i
BW_j	Largura de banda permitida pela \mathbf{l}_j
$\rho_{i \rightarrow j}$	Identifica se o cliente i está conectado na localização j
ω	Termo de punição para restrição de conexão entre VANTs
$v_{m \rightarrow j}$	Identifica a conexão entre uma localização m e j
RR_T	Taxa de resfriamento da temperatura T
RR_C	Taxa de redução de MIN_C
MIN_C	Valor mínimo do total de clientes para condição de parada
$ECd_x(y)$	Custo energético para movimentar de x para y

Fonte — Autoria própria.

O número de localizações servidoras N_l , juntamente com o conjunto de suas posições $\{L \in \mathbb{R}^2\}$ são retornadas pelo módulo de localização. A posição de uma localização é representada por $\{\mathbf{l}_j : \mathbf{l}_j \in L, 1 \leq j \leq N_l\}$, e sua altura será considerada fixa em h_j . Um VANT será utilizado para amplificar a cobertura de rede na localização j . Com isto, o objetivo é encontrar a menor quantidade N_l necessária, que permita cobrir o máximo de clientes.

Finalmente, o módulo de localização tem como objetivo minimizar a quantidade de localizações necessárias, bem como a distância entre cada cliente i e uma localização j , definido pela seguinte equação:

$$\min_{N_l} \sum_{i=1}^{N_c} p(\mathbf{c}_i) \left[\min_{1 \leq j \leq N_l} d(i, j) \right], \quad (18)$$

em que, $p(\mathbf{c}_i)$ corresponde a probabilidade de \mathbf{c}_i influenciar na definição da localização

(j). A distância, em metros, será definida por:

$$d(i, j) = \| \mathbf{c}_i - \mathbf{l}_j \|^2, \quad (19)$$

em que, $\| \mathbf{c}_i - \mathbf{l}_j \|^2$ corresponde a distância l^2 ou Euclidiana (GOLUB; LOAN, 1985). Como a altitude de ambos são consideradas fixas, suas posições são projetadas no chão, a fim de se obter uma distância em duas dimensões (REINA et al., 2018). As seções a seguir descrevem as restrições identificadas para o problema.

4.1.1.1 RESTRIÇÃO VANT-PARA-VANT

A conexão entre dois VANTs se faz necessária para permitir o envio/recebimento de informações para/de a IC. Se esta restrição não é aplicada, alguns grupos de VANTs podem ficar isolados e perder a comunicação com a IC. Com isto, a primeira restrição é adicionada à equação 18 (PERUMAL; BARAS, 2008):

$$d(j, n) \leq r_u, \forall 1 \leq n \leq N_l, \quad (20)$$

em que, n representa a localização mais próxima de j (aquela a qual estaria conectada). r_u , em metros, corresponde à distância máxima de comunicação entre VANTs e, a distância entre j e n será definida por:

$$d(j, n) = \min_{n < j} \| \mathbf{l}_j - \mathbf{l}_n \|^2. \quad (21)$$

A equação 20 tem a responsabilidade de garantir uma distância válida entre os VANTs. Com isto, uma localização (j) ao ser adicionada, somente poderá se conectar com alguma outra (n) já adicionada anteriormente ($n < j$). Isto é utilizado para que seja possível garantir a conexão entre qualquer localização e a IC. A distância entre j e a posição da IC (\mathbf{l}_{ic}) é considerada quando $j = 1$, ou seja, quando o primeiro VANT é adicionado no cenário.

Para esta restrição não são considerados os saltos necessários para a comunicação entre o VANT e a IC. O número de saltos pode interferir na qualidade da comunicação (LU et al., 2020).

4.1.1.2 RESTRIÇÃO DE CAPACIDADE

Num cenário, onde existe um grande número de clientes próximos, um único VANT pode não conseguir fornecer os recursos suficientes. Para isto, se faz necessário considerar a capacidade do VANT. Levando em consideração este ponto, uma nova restrição é adicionada à equação 18, definida por:

$$\sum_{i=1}^{N_c} \rho_{i \rightarrow j} BW_i \leq BW_j, \quad \forall 1 \leq j \leq N_l, \quad (22)$$

em que, $\rho_{i \rightarrow j}$ identifica se a localização do cliente i está ou não mais próxima de j — $\rho_{i \rightarrow j} = 0$ representa um cliente não conectado e $\rho_{i \rightarrow j} = 1$ representa um cliente conectado. BW_j (em megabits por segundo, Mbps) representa a capacidade do futuro VANT em j e BW_i (Mbps) representa a largura de banda requisitada por i .

4.1.1.3 RESTRIÇÃO DE PRIORIDADE DE CONEXÃO

Em alguns cenários pode ser necessário aplicar prioridades para determinados clientes ou regiões. Para isso, pode-se considerar valores de $p(\mathbf{c}_i)$ diferenciados para cada \mathbf{c}_i . Neste caso, uma nova restrição é adicionada à equação 18, definida por:

$$\sum_{i=1}^{N_c} p(\mathbf{c}_i) = 1.$$

Esta restrição permite direcionar os recursos às regiões com maior incidência de clientes prioritários. Neste trabalho os PIs recebem prioridade em relação aos clientes.

4.1.2 METODOLOGIA

Nesta seção é apresentada a metodologia utilizada para solucionar o problema de localização. O algoritmo proposto tem como base a meta-heurística DA proposta por Rose (1998) — vide seção 2.3. A proposta de Rose (1998) permite solucionar alguns problemas, no entanto, para seguir as restrições apresentadas na seção 4.1.1, são necessárias algumas adaptações. Assim, para que as restrições apresentadas nas equações 20 a 22 sejam aplicadas, a definição da função de distorção (D) para o método proposto passa a ser definida por:

$$D' = \sum_i^{N_c} p(\mathbf{c}_i) \sum_j^{N_l} p(\mathbf{1}_j | \mathbf{c}_i) \left[d(i, j) + \frac{\sum_{i=1}^{N_c} BW_i \times \rho_{i \rightarrow j}}{BW_j} + \rho_{i \rightarrow j} \right] + \sum_j^{N_l} \omega_j d(j, n), \quad (23)$$

no qual $\frac{\sum_{i=1}^{N_c} BW_i \times \rho_{i \rightarrow j}}{BW_j}$ corresponde ao termo necessário para garantir a restrição de capacidade. O termo $\sum_j^{N_l} \omega_j d(j, n)$ permite garantir a restrição de conexão e o valor de ω_j representa o termo de penalidade para a restrição e, é definido por:

- Se $d(j, n) \leq r_u$: $\omega_j = \omega_j \exp\{-1 + [d(j, n)/r_u]\}$.
- Caso contrário: $\omega_j = \omega_j \omega_{tax}$

no qual ω_{tax} corresponde a taxa de aumento de ω_j .

A entropia (H) para o método proposto, será definida por (ROSE, 1998):

$$H' = - \sum_{i=1}^{N_c} p(\mathbf{c}_i) \sum_{j=1}^{N_l} p(\mathbf{l}_j | \mathbf{c}_i) \log p(\mathbf{l}_j | \mathbf{c}_i) . \quad (24)$$

Com isto, a probabilidade associativa passa a ser definida como (ROSE, 1998):

$$p(\mathbf{l}_j | \mathbf{c}_i) = \frac{\exp \left[- \frac{d(i, j) + \sum_{i=1}^{N_c} \frac{BW_i \times \rho_{i \rightarrow j}}{BW_j} + \rho_{i \rightarrow j}}{T} \right]}{Z_{\mathbf{c}_i}} , \quad (25)$$

em que, $Z_{\mathbf{c}_i}$ representa a função de partição em \mathbf{c}_i e é definida por (ROSE, 1998):

$$Z_{\mathbf{c}_i} = \sum_{q=1}^{N_l} \exp \left[- \frac{d(i, q) + \sum_{i=1}^{N_c} \frac{BW_i \times \rho_{i \rightarrow q}}{BW_q} + \rho_{i \rightarrow q}}{T} \right] , \quad (26)$$

no qual, q corresponde ao índice de uma localização (\mathbf{l}).

A função F^* , definida por (ROSE, 1998), será definida por $F^{*'}$:

$$F^{*'} = -T \sum_i^{N_c} p(\mathbf{c}_i) \log(Z_{\mathbf{c}_i}) + \sum_j^{N_l} \omega_j d(j, n) . \quad (27)$$

Ao minimizar a equação 27 com respeito à equação 25, tem-se que:

$$\mathbf{l}_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} p(\mathbf{c}_i) p(\mathbf{l}_j | \mathbf{c}_i) \mathbf{c}_i + \omega_j (\mathbf{l}_n + \sum_{m>j} v_{m \rightarrow j} \mathbf{l}_m)}{\sum_{i=1}^{N_c} p(\mathbf{l}_j) + \omega_j (1 + \sum_{m>j} v_{m \rightarrow j})} . \quad (28)$$

Neste processo de derivação, se faz necessário lembrar que, para o termo $\sum_j^{N_l} \omega_j d(j, n)$ (vide equação 27), existem dois momentos em que um VANT z se encontra. O primeiro momento está relacionado ao fato de z ser o termo $z = n$ e, o segundo está relacionado ao z ser o termo $z = j$. No primeiro caso, tem-se o termo \mathbf{l}_n para identificar a localização servidora a quem z será conectado. Com isso, para o segundo caso, se faz necessário

diferenciar as localizações servidoras m que selecionaram a z para se conectar. Para isso, foi introduzido o v_{mj} , que representa a conexão entre m e $z = j$:

$$v_{mj} = \begin{cases} 1, & \text{se } m \text{ se conecta com } j \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}.$$

Isto permite que os VANTs não somente se direcionem a quem eles devem se conectar (\mathbf{l}_n), mas também aos VANTs que se conectam a ele (\mathbf{l}_m) — permitindo manter um caminho válido para IC.

4.1.3 ALGORITMO PROPOSTO

A lógica do módulo de localização proposto é apresentada pelo algoritmo 1. A temperatura inicial é definida por INI_T e, toda nova localização é adicionada no centro dos clientes que não possuem conexão. Com isto, durante a primeira etapa de busca (linhas 4 a 19), a temperatura é reduzida a uma taxa de RR_T até que alcance um valor mínimo de MIN_T . Na segunda etapa de busca (linhas 6 a 11), o algoritmo 1 procura atualizar a posição de \mathbf{l}_j considerando a posição dos clientes e de seus vizinhos (a quem está conectada e quem se conecta à localização). Isto é realizado até que não se tenham alterações entre as localizações servidoras ou até que o número de iterações IT_A alcance o valor máximo definido por MAX_{IT_A} . Na linha 12, o algoritmo valida se todas as condições de parada foram alcançadas: (1) todas as localizações devem estar conectadas, ou seja, necessita ter um caminho válido para a IC de qualquer localização; (2) todos os VANTs não podem ter sua capacidade superada pelas demandas dos seus clientes; (3) todos os clientes considerados fixos (PIs) devem ter conexão, isto permite garantir que em todos os locais de interesse dos clientes haverá um VANT; (4) ao menos MIN_C clientes devem estar conectados. O valor de MIN_C tem uma taxa de decaimento definida por RR_C . Após, caso a busca não tenha sido finalizada, o algoritmo avalia se todas as localizações existentes no cenário não tiveram sua posição alterada. Caso positivo, uma nova localização é adicionada (ver linha 15) e um novo ciclo se inicia.

4.2 MÓDULO DE SELEÇÃO

O módulo de seleção do LoPoFly tem como principal objetivo identificar qual VANT deve ser enviado para cada localização servidora, retornada pelo módulo de localização (seção 4.1). Este módulo procura selecionar o VANT que possui capacidade

Algoritmo 1 — Algoritmo de Localização

Dados: Posição dos PIs e clientes e, dimensões do cenário
Resultado: Número de localizações servidoras e suas posições

- 1 **Inicialização;**
- 2 $T \leftarrow INI_T$;
- 3 Cria uma nova localização no centro de todos os clientes que não estão conectados;
- 4 **enquanto** $T \geq MIN_T$ **faça**
- 5 $IT_A \leftarrow 0$;
- 6 **enquanto** *localizações alteraram* e $IT_A < MAX_{IT_A}$ **faça**
- 7 Calcular $d(i, j)$, $p(\mathbf{l}_j | \mathbf{c}_i)$;
- 8 Verificar se os clientes estão conectados;
- 9 Calcular \mathbf{l}_j ;
- 10 Atualizar n , m , $\rho_{i \rightarrow j}$, ω_j , e IT_A ;
- 11 **fim**
- 12 **se** *Todas as localizações estão conectadas* e $\sum_{j=1}^{N_l} \left(\sum_{i=1}^{N_c} BW_i \times \rho_{i \rightarrow j} \leq BW_j \right)$ e *Todos os cliente fixos estão conectados* e *Ao menos MIN_C clientes estão conectados* **então**
- 13 **Finaliza busca;**
- 14 **fim**
- 15 **se** *Todas as localizações não se moveram* **então**
- 16 Criar uma nova localização no centro de todos os clientes não conectados;
- 17 **fim**
- 18 $T \leftarrow T \times RR_T$;
- 19 **fim**

Fonte — Autoria própria.

suficiente para ir até a localização, ficar no local servindo os clientes e, retornar à IC para ser recarregado. Este módulo permite otimizar o custo em termos de recursos de infraestrutura aérea necessários, mantendo o nível de serviço fornecido. Para garantir que serviços de longo prazo possam ser implantados, alguns dos VANTs que estão na IC devem ser capazes de substituir os VANTs que já estão em operação (por exemplo, quando um VANT tem bateria fraca). Na tabela 5 estão descritos os termos utilizados no módulo de seleção.

Tabela 5 — Termos utilizados para descrever o módulo de seleção do LoPoFly.

Símbolo	Descrição
N_u	Número de VANTs
U	Conjunto de posições dos VANTs
u_r	Posição do VANT r
$PF_k^{r \rightarrow d}$	Função de seleção
k	Informação utilizada para calcular a seleção de UAV
TB_r	Total de bateria de r
MD_r	Distância máxima que r pode voar
TF_r	Tempo de vida de r
V_r	Média de velocidade de r
RB_r	Bateria restante de r
AB_r	Bateria atual de r
$T_r(d)$	Tempo gasto para r ir até uma localização destino d
$ECs_r(d)$	Custo energético para r servir uma localização destino d
EC_i	Custo energético consumido pelo cliente i
ECh_r	Custo energético para r pairar
$ECh_r(d)$	Custo energético para que r se mantenha pairado em uma localização destino d
Υ	Função de energia para o problema de seleção
M	Matriz

Fonte — Autoria própria.

4.2.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

No problema de seleção existem N_l localizações servidoras — encontradas pelo módulo de localização (seção 4.1) — denotadas pelo conjunto L . O número total de VANTs disponíveis para servir as localizações é denotado por N_u . Este número deve ser igual ao número total de localizações retornadas pelo módulo de localização, ou seja, $N_l = N_u$. Se $N_l < N_u$, novas localizações devem ser inseridas em \mathbf{l}_{ic} ; o que significa que alguns VANTs devem ser removidos do cenário. Caso contrário, novos VANTs serão inseridos no cenário, partindo de \mathbf{l}_{ic} . O conjunto de VANTs disponíveis é representado

por U , no qual $\{u_r : u_r \in U, 1 \leq r \leq N_u\}$; e, a localização atual de u_r será representada por \mathbf{l}_r . A função de custo de seleção do u_r em uma \mathbf{l}_d — localização destino — é definida por:

$$PF_k^{r \rightarrow d}, k \in \{dist, cli, dist+cli\} \min PF_k^{r \rightarrow d},$$

no qual, k corresponde à informação utilizada para calcular a seleção do UAV.

Foram propostas três informações de $k \in \{dist, cli, dist + cli\}$ para calcular a seleção do VANT, as quais estão descritas nas próximas seções.

4.2.1.1 SELEÇÃO POR DISTÂNCIA

A primeira função de seleção $PF_{k=dist}^{r \rightarrow d}$ (definida pela equação 29) seleciona o VANT u_r que consumirá a menor quantidade de bateria (equação 30):

- para ir de \mathbf{l}_r até \mathbf{l}_d [$ECd(r, d)$], e
- para ir de \mathbf{l}_d até \mathbf{l}_{ic} [$ECd(d, ic)$].

Assim, a \mathbf{l}_d a qual u_r terá o menor gasto de energia para ir e retornar à \mathbf{l}_{ic} receberá o menor valor (i.e., \mathbf{l}_d será a localização de preferência para u_r). No entanto, se a bateria residual de u_r (RB_r , definida pela equação 34) for menor ou igual a zero — o que diz que u_r não tem bateria suficiente para operar em \mathbf{l}_d — a função de seleção receberá o valor infinito. O que permite dar prioridade para outras localizações.

$$PF_{k=dist}^{r \rightarrow d} = \begin{cases} ECd_r(d) & , \text{ se } RB_r > 0 \\ \infty & , \text{ caso contrário } , \end{cases} \quad (29)$$

em que $ECd_r(d)$ corresponde ao custo de deslocamento de u_r para \mathbf{l}_d , definido por:

$$ECd_r(d) = ECd(r, d) + ECd(d, ic) \quad (30)$$

no qual, $ECd(r, d)$ corresponde ao custo para u_r ir de \mathbf{l}_r até \mathbf{l}_d e, $ECd(d, ic)$ corresponde ao custo de u_r ir de \mathbf{l}_r até \mathbf{l}_{ic} . Ambos os custos são medidos em joules (J) e definidos por:

$$ECd(x, y) = \xi \times d(\mathbf{l}_x, \mathbf{l}_y) , \quad (31)$$

em que, ξ (J/m) corresponde ao custo energético para cada unidade de distância e é definido por (MOTLAGH et al., 2016):

$$\xi = \frac{TB_r}{MD_r} , \quad (32)$$

em que, TB_r (J) representa a bateria total inicial de u_r . MD_r (m) corresponde a distância máxima que u_r pode voar — considerando sua bateria total — e, é definida por (MOTLAGH et al., 2016):

$$MD_r = TF_r \times V_r , \quad (33)$$

em que, TF_r , em segundos (s), representa o tempo em que u_r se mantém voando e, V_r (m/s) corresponde a velocidade média de u_r . Todas estas configurações dependem da estrutura física do VANT selecionado para utilizar no cenário.

RB_r corresponde à bateria residual e é definida por:

$$RB_r = AB_r - ECd_r(d) , \quad (34)$$

no qual, AB_r (J) corresponde à bateria atual de u_r .

4.2.1.2 SELEÇÃO POR CLIENTES

A segunda função de seleção $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$ (equação 35) procura pelo u_r capaz de servir os clientes em \mathbf{l}_d durante o maior tempo de uma janela Δ e que minimiza $ECs_r(d)$ (ver equação 36). Para isto, são considerados o tempo t que u_r necessita para ir de \mathbf{l}_r até \mathbf{l}_d [$T_r(d)$ definido pela equação 38]. Finalmente, se RB é menor ou igual a zero, a função de seleção receberá o valor infinito. O que permite dar prioridade para outras localizações.

$$PF_{k=cli}^{r \rightarrow d} = \begin{cases} \frac{ECs_r(d)}{AB_r} & , \text{ se } RB_r > 0 \\ \infty & , \text{ caso contrário } , \end{cases} \quad (35)$$

em que $ECs_r(d)$ (J) representa o custo para u_r suprir \mathbf{l}_d e é definido por:

$$ECs_r(d) = EC_l(d) [\Delta - T_r(d)] \quad (36)$$

em que $EC_l(d)$, em J/s, corresponde ao custo de energia requisitado pelos clientes em \mathbf{l}_d ($N_c^{\mathbf{l}_d}$) e, é definido por:

$$EC_l(d) = \sum_{i=1}^{N_c^{\mathbf{l}_d}} EC_i \quad (37)$$

em que EC_i (J/s) corresponde ao custo de energia do cliente i .

$T_r(d)$ corresponde ao tempo que o u_r necessita para ir de \mathbf{l}_r até \mathbf{l}_d e, é definido por:

$$T_r(d) = \frac{d(l_r, l_d)}{V_r} . \quad (38)$$

4.2.1.3 SELEÇÃO POR DISTÂNCIA E CLIENTES

A terceira função de seleção $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$ (definido pela equação 39) procura pelo u_r que reduz os seguintes valores de custo:

- para ir de \mathbf{l}_r até \mathbf{l}_d e retornar à \mathbf{l}_{ic} [$ECd_r(d)$],
- para pairar em \mathbf{l}_d [$ECh(d)$] e,
- para servir os clientes em \mathbf{l}_d [$ECs_r(d)$].

$$PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d} = \begin{cases} ECs_r(d) + ECd_r(d) + ECh_r(d) & , \text{ se } RB_r > 0 \\ \infty & , \text{ caso contrário } , \end{cases} \quad (39)$$

em que, $ECh_r(d)$ (J) representa o custo para u_r pairar em \mathbf{l}_d , considerando o tempo disponível na localização e, é definido por:

$$ECh_r(d) = ECh_r[\Delta - T_r(d)] \quad (40)$$

em que, ECh_r (J/s) representa o custo energético por unidade de tempo para u_r pairar e, é definido por:

$$ECh_r = \frac{TB_r}{TF_r} . \quad (41)$$

4.2.2 METODOLOGIA

A função de energia para o problema de seleção é definida por (RANGARAJAN et al., 1996):

$$\Upsilon = \Upsilon_p + \Upsilon_c , \quad (42)$$

em que Υ_p representa o custo para realizar a seleção dos VANTs nas localizações servidoras e, é definido por [adaptado de Rangarajan et al. (1996)]:

$$\min_M \Upsilon_p(\mathbf{M}, k) = \sum_{fg}^{N_M} \mathbf{M}_{fg} PF_k^{r \rightarrow d} \quad (43)$$

em que, \mathbf{M} corresponde a matriz de seleção duplamente estocástica (*doubly stochastic matrix*)¹, no qual suas linhas representam os VANTs e as colunas as localizações servidoras. $N_M = N_l = N_u$ corresponde ao número de linhas e colunas de \mathbf{M}_{fg} .

$\Upsilon_p(\mathbf{M}, k)$ está sujeita às seguintes restrições:

¹Uma matriz duplamente estocástica é uma matriz quadrada com colunas e linhas somando para um (RANGARAJAN et al., 1996).

1. $\sum_{g=1}^{N_M} \mathbf{M}_{fg} = 1, \forall f$ (restrição de linha),
2. $\sum_{f=1}^{N_M} \mathbf{M}_{fg} = 1, \forall g$ (restrição de coluna) e
3. $\mathbf{M}_{fg} > 0$ (restrição de positividade).

Υ_c contempla as restrições de Υ_p e é definido por [adaptado de (RANGARAJAN et al., 1996)]:

$$\begin{aligned} \Upsilon_c = & \sum_f^{N_M} \mu_f \left(\sum_g^{N_M} \mathbf{M}_{fg} - 1 \right) + \sum_g^{N_M} \nu_g \left(\sum_f^{N_M} \mathbf{M}_{fg} - 1 \right) - \frac{\eta}{2} \sum_{fg}^{N_M} \mathbf{M}_{fg}^2 \\ & + \frac{1}{\beta} \sum_{fg}^{N_M} \mathbf{M}_{fg} [\log(\mathbf{M}_{fg}) - 1] \end{aligned} \quad (44)$$

em que $\mathbf{M}_{fg} \log(\mathbf{M}_{fg})$ corresponde a função de barreira. $\sum_f^{N_M} \mu_f (\sum_g^{N_M} \mathbf{M}_{fg} - 1)$ e $\sum_g^{N_M} \nu_g (\sum_f^{N_M} \mathbf{M}_{fg} - 1)$ são as restrições de linhas e colunas, respectivamente. μ_f e ν_g correspondem aos parâmetros da função *Lagrange*, utilizados para garantir a matriz duplamente estocástica, juntamente com o termo de auto-amplificação (*self-amplification*) $-\frac{\eta}{2} \sum_{fg}^{N_M} \mathbf{M}_{fg}$. Finalmente, η corresponde ao parâmetro do termo de auto-amplificação e $1/\beta$ corresponde à temperatura.

Após a aplicação de transformações algébricas (RANGARAJAN et al., 1996), a função de energia do módulo de seleção pode ser escrita por:

$$\begin{aligned} \Upsilon(M, \epsilon, \mu, \nu, \sigma) = & \sum_{fg}^{N_M} \left(\epsilon_{fg} \mathbf{M}_{fg} P F_k^{r \rightarrow d} - \frac{\epsilon_{fg}^2}{2} \right) - \eta \sum_{fg}^{N_M} \left(\sigma_{fg} \mathbf{M}_{fg} - \frac{\sigma_{fg}^2}{2} \right) \\ & + \frac{1}{\beta} \sum_{fg}^{N_M} \mathbf{M}_{fg} [\log(\mathbf{M}_{fg}) - 1] + \sum_f^{N_M} \mu_f \left(\sum_g^{N_M} \mathbf{M}_{fg} - 1 \right) \\ & + \sum_g^{N_M} \nu_g \left(\sum_f^{N_M} \mathbf{M}_{fg} - 1 \right) \end{aligned} \quad (45)$$

em que ϵ_{fg} e σ_{fg} correspondem às variáveis da transformação algébrica e são utilizadas para resolver \mathbf{M} diretamente na equação 45.

Após diferenciar Υ com respeito à ϵ_{fg} , \mathbf{M}_{fg} , e σ_{fg} , é possível chegar em:

$$\frac{\partial \Upsilon}{\partial \epsilon_{fg}} = 0 \rightarrow \epsilon_{fg} = \mathbf{M}_{fg} P F_k^{r \rightarrow d} \quad (46)$$

$$\frac{\partial \Upsilon}{\partial \mathbf{M}_{fg}} = 0 \rightarrow \mathbf{M}_{fg} = \exp \left[\beta (\mathcal{Q}_{fg} + \mu_f + \nu_g) \right], \quad (47)$$

em que $\mathcal{Q}_{fg} = -\epsilon_{fg}PF_k^{r \rightarrow d} + \eta\sigma_{fg}$, e:

$$\frac{\partial \Upsilon}{\partial \sigma_{fg}} = 0 \rightarrow \sigma_{fg} = \mathbf{M}_{fg} . \quad (48)$$

no qual μ e ν podem ser substituídos por normalização de linha e coluna em \mathbf{M} (RANGARAJAN et al., 1996).

4.2.3 ALGORITMO PROPOSTO

O algoritmo 2 apresenta a lógica do módulo de seleção proposto. Esta é baseada na proposta de Rangarajan et al. (1996). O processo de inicialização avalia o número de VANTs e localizações e, caso necessário, este adiciona novos VANTs ou localizações (ver linha 2). Este processo também contempla a inicialização das variáveis $\mathbf{M}_{fg} = 1/N_u$, η , σ_{fg} , ϵ_{fg} , e \mathcal{Q}_{fg} na linha 3. Para o cálculo de $PF_k^{r \rightarrow d}$, se um VANT não tem bateria suficiente, este será retornado para \mathbf{l}_{ic} para ser recarregado. Assim, um novo VANT será adicionado no cenário como ponto inicial sendo $\mathbf{l}_r = \mathbf{l}_{ic}$. No bloco *A*, entre as linhas 6 a 28, o algoritmo inicia a busca conforme a temperatura é lentamente reduzida. No bloco *B*, entre as linhas 9 a 25, o algoritmo calcula os valores de ϵ_{fg} , \mathcal{Q}_{fg} e \mathbf{M}_{fg} utilizando a temperatura, juntamente com a normalização de \mathbf{M} pelo bloco *C*. Finalmente, no bloco *C*, entre as linhas 15 a 23, o processo de normalização de linhas e colunas é aplicado. O algoritmo finaliza quando existe somente uma célula em cada linha com o valor igual a um. Os blocos *B* e *C* possuem um limite de iterações definidos por IT_B e IT_C , respectivamente. Ambos definidos com valor máximo de MAX_{IT_B} e MAX_{IT_C} .

4.3 METODOLOGIA DE SIMULAÇÃO

Nesta seção são descritas as estratégias de gerenciamento realizadas pela IC. O desenvolvimento deste trabalho foi realizado utilizando a ferramenta de simulação de redes *Network Simulator 3* - NS3 (NS3, 2019). Este é um simulador de redes de código aberto iniciado em 2006. Ele é baseado em eventos discretos (*Discrete Event Simulation* - DES), ou seja, modela um conjunto de operações com reservadas sequências de eventos por tempo, onde cada evento é executado em um tempo pré-definido. A ordem de execução dos eventos é baseada no método de organização de fila FIFO (*First In First Out*), no qual, um evento programado será executado após a finalização do anterior (NSNAM, 2020).

Algoritmo 2 — Algoritmo de seleção.

Dados: Número de localizações, suas posições e informações de consumo energético

Dados: Número de VANTs, suas posições e informações de bateria

Resultado: Seleção dos VANTs (\mathbf{M}_{fg})

- 1 **Inicialização;**
- 2 Adiciona novos VANTs ou localizações, caso necessário;
- 3 $\mathbf{M}_{fg}, \eta, \sigma_{fg}, \epsilon_{fg} = 0$, e $\mathcal{Q}_{fg} = 0$;
- 4 Calcula $PF_k^{r \rightarrow d}$;
- 5 $T \leftarrow INI_T$;
- 6 *Define o bloco A;*
- 7 **enquanto** $T \geq MIN_T$ **faça**
- 8 $itB \leftarrow 0$;
- 9 *Define o bloco B;*
- 10 **enquanto** \mathbf{M}_{fg} *não converge* e $IT_B < MAX_{IT_B}$ **faça**
- 11 $ifC \leftarrow 0$;
- 12 Calcula ϵ_{fg} ;
- 13 Calcula \mathcal{Q}_{fg} ;
- 14 Calcula \mathbf{M}_{fg} ;
- 15 *Define o bloco C;*
- 16 **enquanto** \mathbf{M}_{fg} *não converge* e $IT_C < MAX_{IT_C}$ **faça**
- 17 Normalização de linha $\mathbf{M}_{fg} = \frac{\mathbf{M}_{fg}}{\sum_f^{NM} \mathbf{M}_{fg}}$;
- 18 Normalização de coluna $\mathbf{M}_{fg} = \frac{\mathbf{M}_{fg}}{\sum_g^{NM} \mathbf{M}_{fg}}$;
- 19 **se** *Existe somente uma célula em cada linha com o valor igual a*
 1.0 **então**
- 20 Finaliza busca;
- 21 **fim**
- 22 Atualiza IT_C ;
- 23 **fim**
- 24 Atualiza IT_B ;
- 25 **fim**
- 26 $T \leftarrow T \times RR_T$;
- 27 Calcula σ_{fg} ;
- 28 **fim**

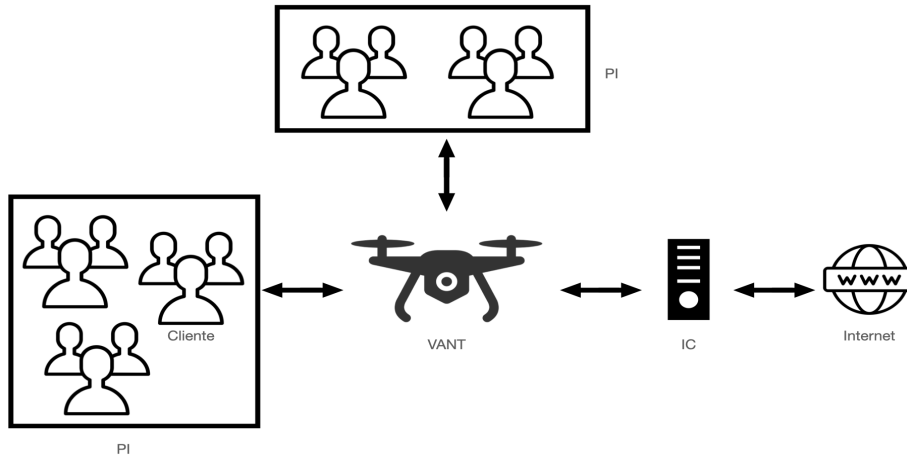
Fonte — Adaptado de Rangarajan et al. (1996)

4.3.1 EXEMPLO DE CENÁRIO

Na figura 1 é possível visualizar um exemplo de cenário. Neste cenário existem quatro elementos principais: VANT, utilizados para servir os clientes; cliente, usuários finais com necessidade de acesso à *Internet*; PI, locais de interesse onde existem clientes próximos; e, a IC, central responsável por realizar a gerência dos VANTs na rede. Cada

VANT consistirá de duas interfaces de comunicação sem fio:

Figura 1 — Exemplo de cenário.



Fonte — Autoria própria.

- **Ad hoc:** o VANT utilizará esta interface para se comunicar com os demais VANTs do cenário e, com a IC. Para esta interface, será considerado o padrão IEEE 802.11ac.
- **Wi-Fi:** os VANTs utilizarão esta interface para se comunicar com os clientes e será utilizado o padrão IEEE 802.11n.

A IC será utilizada para permitir conexão à *Internet* aos clientes e gerenciar a localização e a seleção dos VANTs, a fim de disponibilizar estrutura sem fio para os PIs.

4.3.2 ESTRATÉGIA DE GERENCIAMENTO

Os módulos de localização e seleção são configurados no servidor da IC. A execução destes módulos faz parte de uma sequência de etapas principais:

1. Solicitar informações de entrada;
2. Executar o módulo de localização;
3. Executar o módulo de seleção;
4. Atualizar a distribuição dos VANTs.

A primeira etapa consiste no servidor solicitar as informações de entrada aos VANTs da rede. Na sequência, tem-se a execução dos módulos de localização e seleção, respectivamente, etapas 2 e 3 — apresentados nas seções 4.1 e 4.2. Finalmente, é executada a etapa 4, que consiste na atualização da distribuição dos VANTs. Esta sequência de etapas é realizada a cada janela de tempo definida por Δ .

As etapas 1 e 4 consistem na troca de informações entre o servidor e os VANTs distribuídos no cenário. Na figura 2, é possível visualizar o fluxograma de controle para solicitar informações de entrada aos VANTs. Inicialmente, o servidor irá enviar uma mensagem de controle solicitando os dados de entrada para cada um dos VANTs. Assim que o VANT receber o pacote do servidor este irá realizar a decisão definida por UD_1 , que consiste em verificar se este pacote já foi recebido anteriormente em um mesmo Δ . Caso tenha sido, o VANT irá desconsiderar esta mensagem de controle. Senão, este deverá recolher e responder ao servidor as seguintes informações:

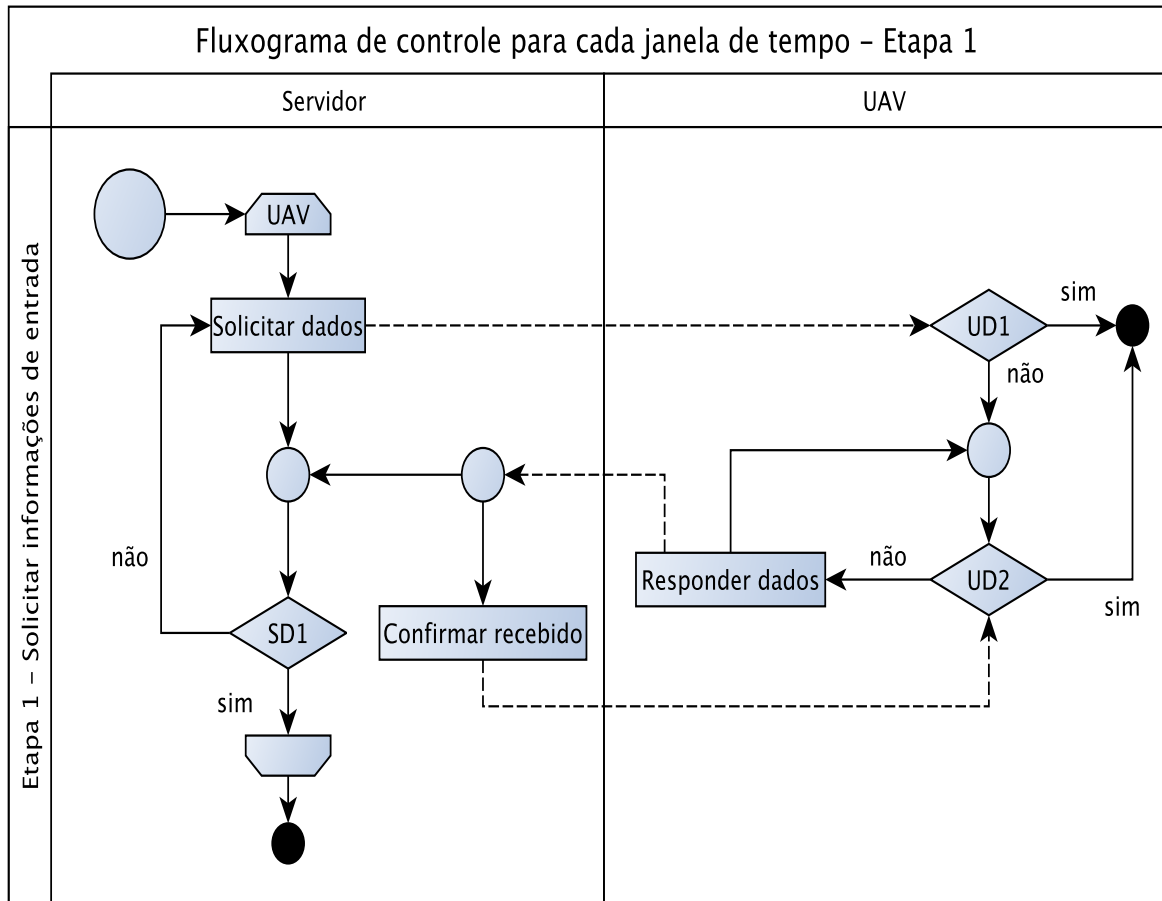
- Posição dos clientes conhecidos,
- Consumo energético pelos clientes conectados e,
- Bateria atual do VANT.

O VANT terá um fluxo de resposta ao servidor até que este confirme o recebimento dos dados, por meio da decisão UD_2 . Quando o servidor identifica o pacote de resposta do VANT, este responde um pacote de controle confirmando o recebimento. O servidor continuará solicitando aos VANTs da rede as informações, por meio da decisão definida por SD_1 . Esta decisão consiste em verificar se todos os VANTs já responderam a mensagem com as informações de entrada. A IC somente procede para a execução do algoritmo de localização depois de ter recebido todas as informações de todos os VANTs na rede.

Para o módulo de localização (etapa 2) os PIs também são considerados como clientes da rede. Estes PIs, no entanto, recebem um valor de prioridade elevado, para que seja possível realizar a distribuição dos VANTs de forma direcionada aos PIs. Isto, para que seja possível garantir que todos os PIs tenham acesso à *Internet*. Na primeira execução do módulo de localização, somente posição dos PIs serão considerados. Isto porque, em um primeiro momento, não existem informações conhecidas sobre a distribuição dos clientes.

Após executar os módulos de Localização (etapa 2) e Seleção (etapa 3), a IC envia mensagens de controle notificando cada VANT a sua nova posição (ver figura 3). Quando um VANT recebe a mensagem de seleção, este verifica se a mensagem já não foi recebida,

Figura 2 — Fluxograma de controle para cada janela de tempo: solicitar informações de entrada.

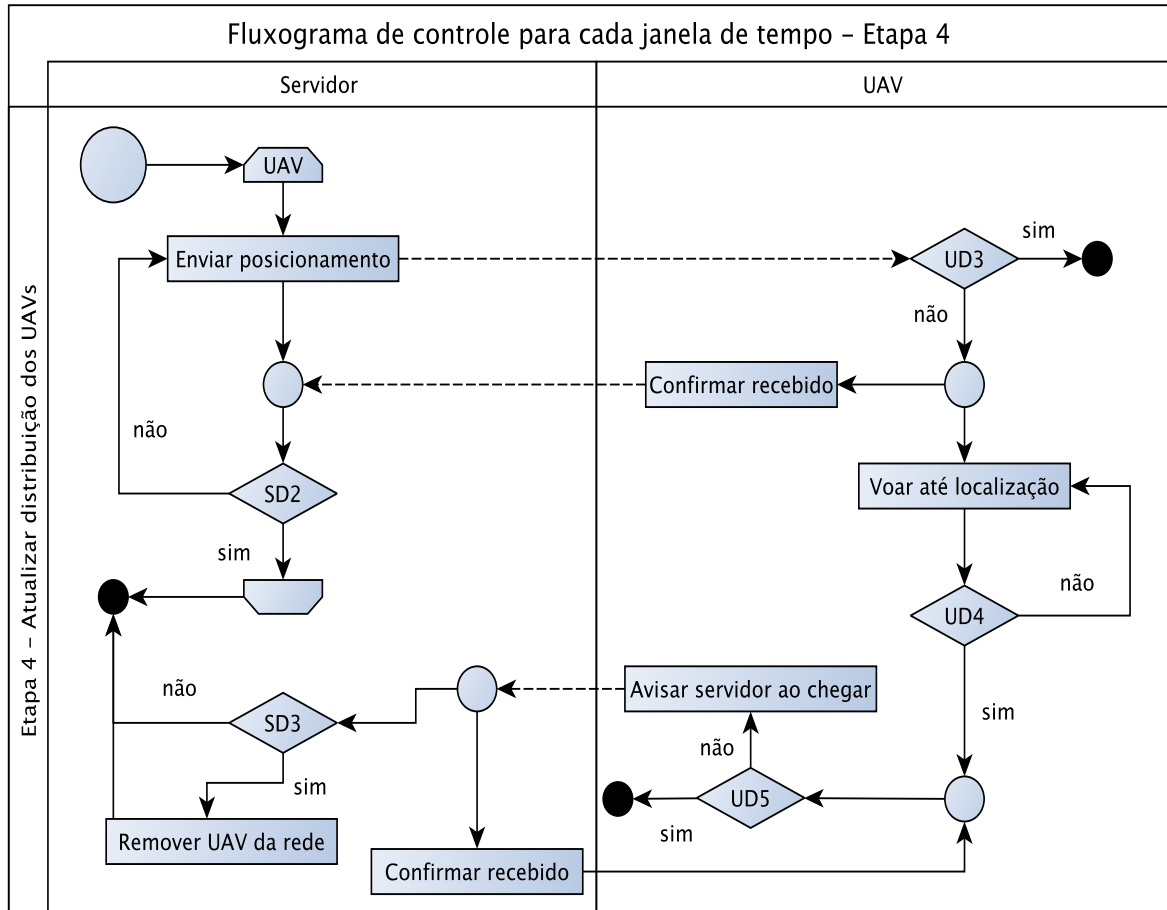


Fonte — Autoria própria.

por meio da decisão definida por UD_3 . Caso positivo, o VANT descarta a mensagem. Caso contrário, este irá confirmar o recebimento da mensagem ao servidor e se direcionará até a nova localização (caso tenha sido alterada). O servidor utiliza a mensagem de confirmação do VANT para não enviar mais mensagens de controle informando a nova posição (SD_2). Por meio da decisão definida por SD_2 , este realiza o mesmo processo para todos os VANTs e mantém o envio até receber a confirmação de todos os VANTs.

A decisão definida por UD_4 consiste na verificação interna do VANT. Esta tem o objetivo de avaliar se ele já chegou ao local definido pelo servidor. Quando o VANT chega na posição informada pelo servidor, este envia uma mensagem de controle informando o momento de sua chegada e a sua posição atual. A decisão definida por UD_5 é utilizada para verificar se o servidor já recebeu a informação da nova posição. No momento em que o servidor recebe a mensagem de chegada do VANT, este envia uma notificação de

Figura 3 — Fluxograma de controle para cada janela de tempo: atualizar distribuição dos VANTs.



Fonte — Autoria própria.

confirmação e procede para validação da sua posição. Por meio da decisão definida por SD_3 , o servidor verifica se o VANT está na correta posição. Caso o VANT se encontre na localização I_{ic} , este VANT será retirado da rede para ser recarregado ou para que sua bateria seja trocada; a fim de estar disponível para o próximo Δ . Este processo é realizado para cada janela de tempo (Δ) durante todo período de tempo definido para o evento.

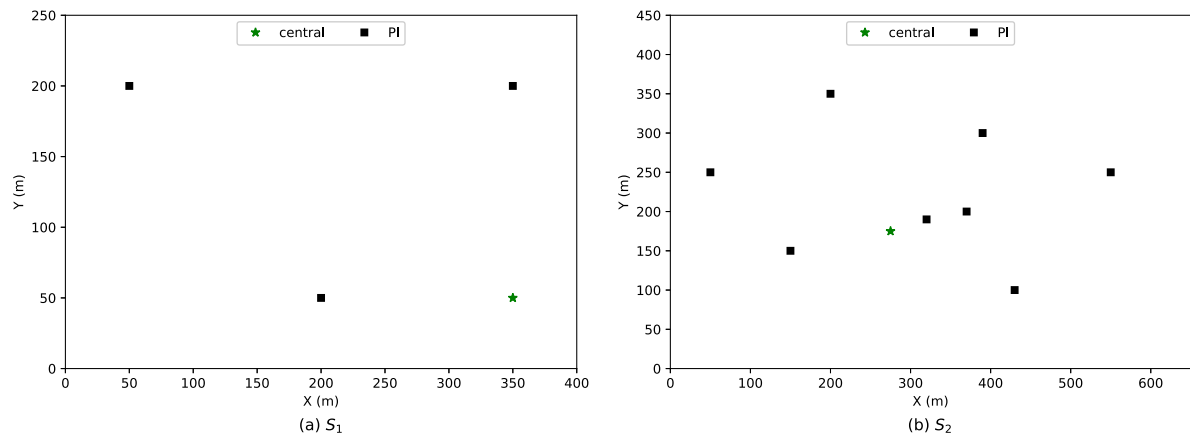
5 AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO

Neste capítulo são descritos os cenários de mobilidade e as métricas de desempenho utilizados para conduzir as simulações e avaliar os módulos propostos.

5.1 CENÁRIOS DE MOBILIDADE

Os seguintes cenários foram utilizados para avaliar o desempenho do LoPoFly:

Figura 4 — Distribuição de PIs nos cenários S_1 (a) e S_2 (b).



Fonte — (a) autoria própria. (b) com base na distribuição dos palcos em (ACLF, 2017b).

- **Cenário S_1 :** neste cenário, representado pela figura 4 (a), todos os palcos estão distantes entre si. A estrela no cenário representa a localização da IC (I_{ic}) e os quadrados representam os PIs.
- **Cenário S_2 :** este cenário representa o local do evento *Austin City Limits*, que ocorre anualmente no *Zilker Park*, em Austin, no Texas (ACLF, 2017a). Serão considerados oito palcos distribuídos no parque. Este cenário está representado pela figura 4 (b).

5.2 COMPORTAMENTO DOS CLIENTES

Os eventos possuem uma organização de PIs de acordo com o tamanho, tipo e estrutura do evento. Com isto, a distribuição dos clientes nestes cenários é realizada considerando os PIs de cada \mathcal{E} . Cada PI irá receber a distribuição de clientes Ω_{cli} — considerando uma distribuição uniformemente variada (*uniform random distribution*) —, a qual terá seu valor máximo definido por N_{CPI} . A mobilidade dos clientes é definida pelo modelo de mobilidade que distribui os clientes em cada PI. Os modelos de mobilidade considerados foram baseados nas seguintes probabilidades:

- **Fixa:** cada cliente tem a probabilidade Ψ_f de ter a mobilidade fixa, ou seja, de ficar no local definido durante todo o evento. Nesta configuração foi utilizado o modelo de mobilidade de posição constante (*Constant Position Mobility Model*) do NS3 (NS3, 2020a).
- **Local:** cada cliente tem a probabilidade Ψ_l de ter a mobilidade local, o que permite o cliente caminhar localmente (por exemplo, ao redor do PI). Nesta configuração foi utilizado o modelo que simula uma caminhada aleatória em duas dimensões [*Random Walk 2d Mobility Model* (NS3, 2020b)] com velocidade mínima de zero e máxima de 1,5 metros por segundo.
- **Global:** cada cliente tem a probabilidade Ψ_g de ter a mobilidade global, que permite o cliente andar por todo o ambiente do evento. Nesta configuração foi utilizado o modelo que simula uma caminhada aleatória em duas dimensões [*Random Walk 2d Mobility Model* (NS3, 2020b)] com velocidade mínima de zero e máxima de 3 metros por segundo.

Após a distribuição dos clientes, estes iniciam o comportamento com uso de aplicações móveis. Cada cliente pode realizar os seguintes comportamentos com seus dispositivos:

- Aplicação de voz, com probabilidade de Ψ_{ac} ;
- Aplicação de vídeo, com probabilidade de Ψ_{ac} ;
- Aplicação de consulta a sites (ex. mídias sociais), com probabilidade de Ψ_{ac} ;
- Sem comportamento, com probabilidade de Ψ_{nac} .

Ao finalizar o comportamento indicado, o cliente irá receber um novo comportamento, atribuído de forma aleatória (seguindo as probabilidades indicadas), até o final do evento. O tempo em que o cliente ficará num determinado comportamento varia de acordo com a aplicação.

5.3 ANÁLISE DE COMPARAÇÃO

Os experimentos conduzidos nesta seção foram implementados e simulados utilizando o NS3 (NS3, 2019). Os parâmetros de simulação utilizados estão apresentados na tabela 6. Foram executadas 20 sementes para cada cenário, considerando as configurações de N_{CPI} e as funções de seleção. Uma semente somente foi considerada se todas as funções de seleção tiveram êxito na simulação dos resultados. As simulações foram conduzidas utilizando a infraestrutura em larga escala proporcionada pelo projeto GENI (*Global Environment for Network Innovations*). O GENI proporciona um laboratório virtual para pesquisa e estudo em redes e sistemas distribuídos (GENI, 2020). Com isto, o desempenho do LoPoFly foi analisado considerando as três diferentes funções de seleção, descritas na seção 4.2:

- $PF_{k=dist}^{r \rightarrow d}$, a qual considera a distância entre a posição atual do VANT e novas localizações;
- $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$, a qual considera o consumo energético dos clientes nas localizações;
- $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$, a qual considera o custo de distância, consumo energético dos clientes e consumo energético para pairar na localização.

O desempenho do LoPoFly foi comparado a um método pseudo-aleatório implementado. O algoritmo 3 descreve o módulo de localização do algoritmo pseudo-aleatório. O total de localizações iniciais a serem utilizadas pelo algoritmo de localização do módulo pseudo-aleatório é definido considerando uma distribuição uniforme representada por Ω_{PI} . Este termo é configurado de acordo com cada \mathcal{E} , com valor mínimo definido em uma única localização e o máximo configurado como sendo o total de PIs do evento. O algoritmo pseudo-aleatório escolhe as coordenadas de cada localização por meio de uma distribuição uniforme configurada por Ω_{wid} e Ω_{len} , respectivamente, para comprimento e largura. Para cada localização selecionada, o algoritmo verifica se a distância entre as duas posições escolhidas é menor do que a cobertura máxima entre a interface ad hoc (r_u). Isto permite garantir, para o algoritmo pseudo-aleatório,

Tabela 6 — Parâmetros de Simulação

Parâmetro	Valor
Módulo de Localização	
RR_T	0,9
$INI_T; MIN_T$	$6e^{-1}; 1e^{-7}$
MAX_{IT_A}	5000
$MIN_C; RR_C$	100%; 0,999
ω_{tax}	1,2
Módulo de Seleção	
γ	1
$INI_T; MIN_T$	$9e^{-1}; 1e^{-3}$
$MAX_{IT_B}; MAX_{IT_C}$	50; 50
RR_T	0,95
VANT	
TB_h	156960 J (DJI, 2017)
TR_h	1800 s (DJI, 2017)
V_h	5 m/s (DJI, 2017)
Simulação	
N_{CPI}	100, 400, 700, 1000, 1300, 1600
h_i	1,5 m (KLAINÉ et al., 2018)
h_j	10 m
Ω_{cli}	$[10, N_{cPI}]$
Ω_{wid}	$[10, \mathcal{R}_{wid} - 10]$
Ω_{len}	$[10, \mathcal{R}_{len} - 10]$
$\Psi_f, \Psi_l, \Psi_g, \Psi_{ac}, \Psi_{nac}$	81%, 9%, 10%, 16.6%, 50%
Δ	300 s (5 min.)

Fonte — Autoria própria.

que existirá comunicação entre os VANTs e a IC (ver algoritmo 3, linhas 9 a 11 e algoritmo 4) — necessária para o funcionamento e possibilidade de comparação entre os algoritmos. Caso a distância entre as localizações seja superior à cobertura máxima, uma nova localização é adicionada entre as duas. Assim, uma nova validação é realizada, recursivamente, até que se tenha cumprida a restrição de cobertura entre as localizações (vide algoritmo 4). O processo de distribuição de localização finaliza quando todas elas tiverem um caminho válido para a IC. Durante todo o período, somente serão consideradas as localizações definidas no algoritmo de localização. Para o algoritmo pseudo-aleatório não serão alteradas as posições dos VANTs entre as localizações. Isto permitirá identificar a importância da utilização do módulo de seleção. Tendo a garantia do completo funcionamento da rede, realizado pelo módulo de localização do algoritmo pseudo-aleatório.

Algoritmo 3 — Módulo de localização do algoritmo pseudo-aleatório

Dados: Área do evento \mathcal{E} (\mathcal{R}_{wid} e \mathcal{R}_{len}) e distribuição dos PIs.
Resultado: Número de localizações e suas posições (L)

```

1 Inicialização;
2  $totalLoc \leftarrow$  Seleciona um valor baseado na distribuição uniforme
   configurada por  $\Omega_{PI}$ ;
3 enquanto  $i \leq totalLoc$  faça
4    $wid \leftarrow$  Seleciona um valor baseado na distribuição uniforme configurada
   por  $\Omega_{wid}$ ;
5    $len \leftarrow$  Seleciona um valor baseado na distribuição uniforme configurada
   por  $\Omega_{len}$ ;
6    $L \leftarrow$  Configura nova localização na posição  $(wid, len)$ ; // Adiciona
   nova localização no conjunto  $L$ 
7    $i \leftarrow i + 1$ ;
8 fim
9 para cada  $i$  in  $L$  faça
10 | Valida Comunicação $(i, l_{ic})$ ; // Veja Algoritmo 4
11 fim

```

Fonte — Autoria própria.

Algoritmo 4 — Valida Comunicação

Dados: Posição a e b

```

1 se Distância entre  $a$  e  $b$  é menor do que  $r_u$  então
2 | Finaliza validação;
3 fim
4 senão
5 |  $p \leftarrow$  Selecione uma posição aleatória na linha entre  $a$  e  $b$ ;
6 |  $L \leftarrow$  Configura esta nova localização na posição  $p$ ;
7 | Valida Comunicação $(a, p)$ ;
8 | Valida Comunicação $(p, b)$ ;
9 fim

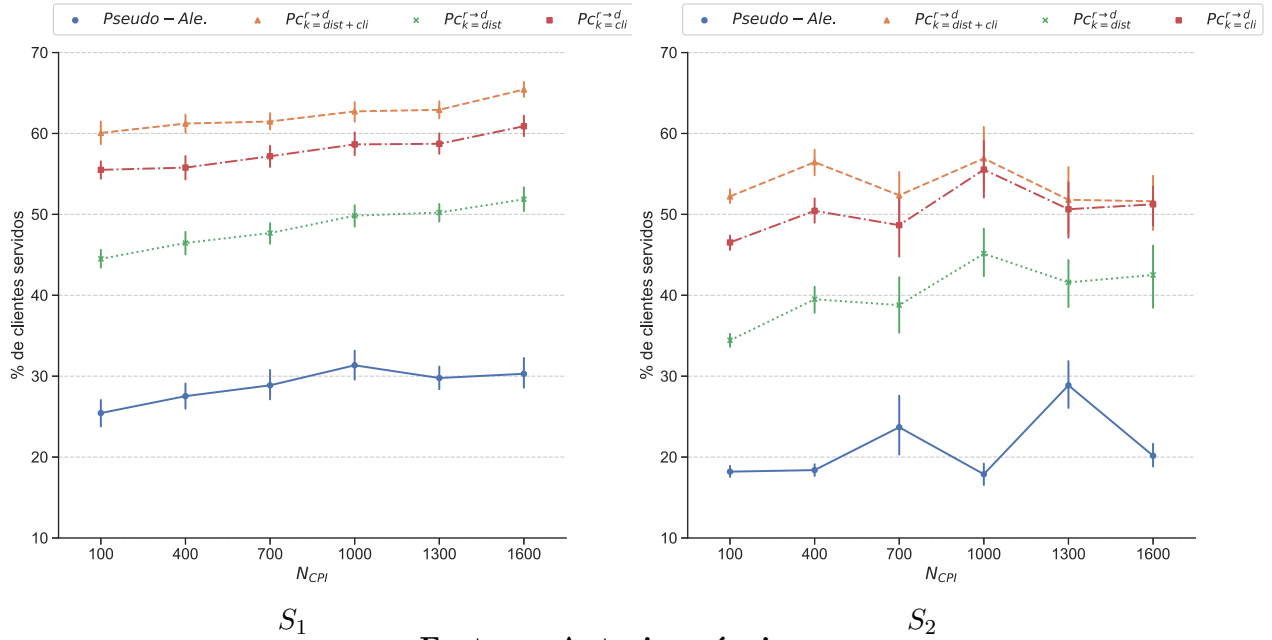
```

Fonte — Autoria própria.

5.3.1 DISCUSSÃO

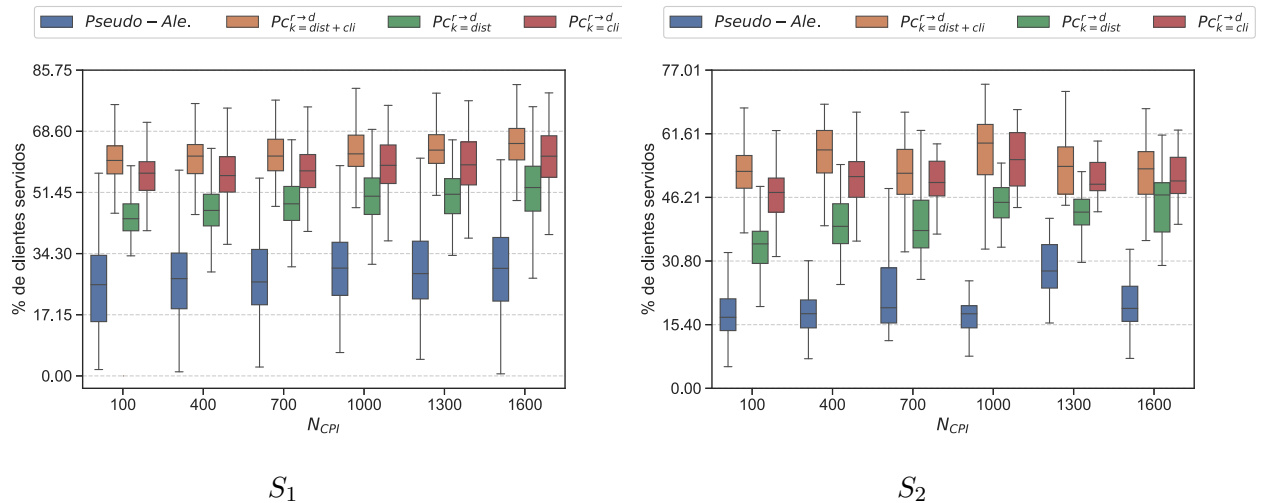
As figuras 5(a) e 5(b) (cenários S_1 e S_2 , respectivamente) apresentam a média da porcentagem de clientes servidos pelo algoritmo pseudo-aleatório e pelo LopoFly, os diferentes valores de N_{CPI} , com intervalo de confiança de 95%. A distribuição destes dados pode ser visualizada pelas figuras 6(a) e 6(b), para os cenários S_1 e S_2 , respectivamente.

Figura 5 — Média da porcentagem de clientes servidos, para diferentes valores de N_{CPI} , com intervalo de confiança de 95%.



Fonte — Autoria própria.

Figura 6 — Distribuição da porcentagem de clientes servidos para diferentes valores de N_{CPI} .



Fonte — Autoria própria.

As figuras 7(a) e 7(b) (cenários S_1 e S_2 , respectivamente) apresentam a média e desvio padrão da porcentagem de clientes servidos para diferentes valores de N_{CPI} . A distribuição destes dados pode ser visualizada pelas figuras 8(a) e 8(b), para os cenários S_1 e S_2 , respectivamente.

Figura 7 — Média da porcentagem de clientes servidos, agrupados os diferentes valores de N_{CPI} .

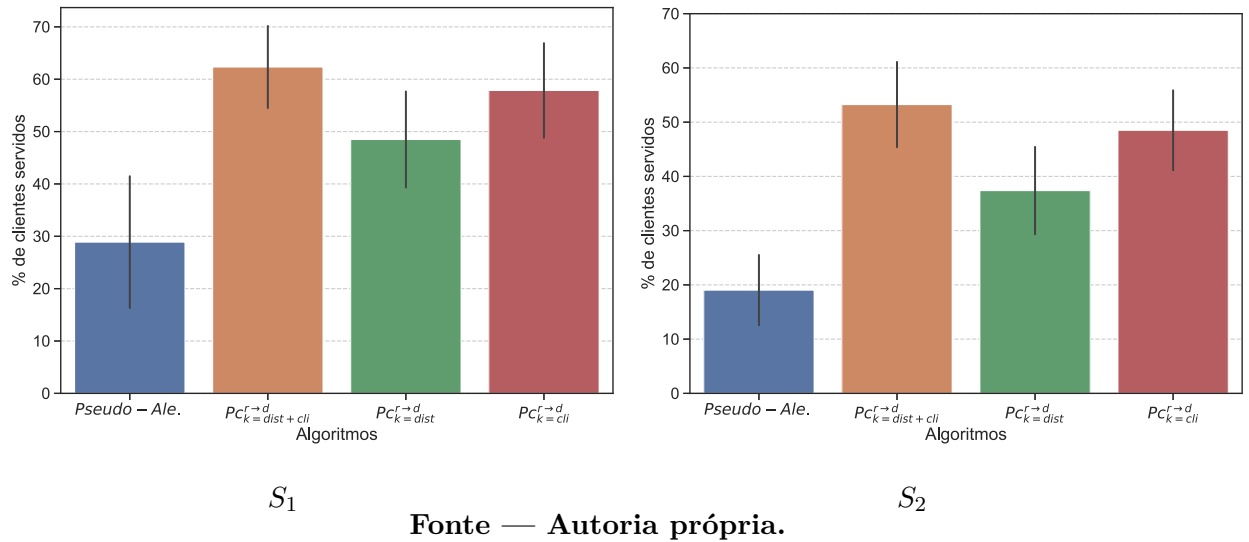
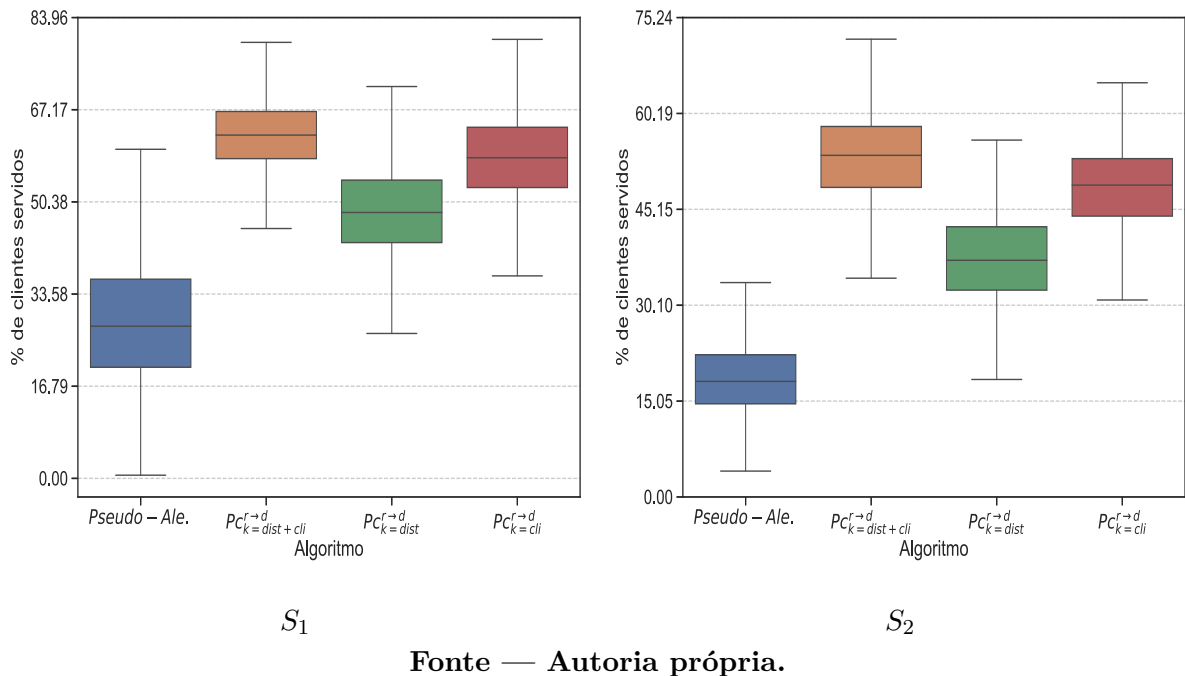


Figura 8 — Distribuição da porcentagem de clientes servidos agrupados os diferentes valores de N_{CPI} .



Pelos resultados apresentados anteriormente, o algoritmo pseudo-aleatório apresentou uma média de 28,88% (com desvio padrão de 12%) e 19% (com desvio padrão de 6,48%) de clientes servidos nos cenários S_1 e S_2 (figura 7), respectivamente. É possível observar, que o LoPoFly aumenta a porcentagem de clientes servidos nos cenários S_1

(figura 5(a)) e S_2 (figura 5(b)) ao utilizar a função de seleção $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$. De acordo com a figura 7, esta função de seleção permite alcançar médias de 57,85% no S_1 e 48,50% no S_2 , com desvio padrão de 9% e 7,3%, respectivamente. A função de seleção $PF_{k=dist}^{r \rightarrow d}$ alcançou médias de 48,48% (desvio de 9,17%) no S_1 e 37,38% (desvio de 8%) no S_2 , pois somente considera a distância entre a localização e o VANT para definir a nova posição. Ou seja, existem casos em que esta função de seleção pode enviar um VANT com pouca capacidade de energia para localizações com muitos clientes e vice-versa. Isso permite identificar que existe uma grande importância em considerar o consumo dos clientes ao realizar a distribuição dos VANTs, possibilitando alcançar um maior número de clientes conectados. A função de seleção $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$ analisa o consumo dos clientes na localização. Assim, esta prefere enviar um VANT com mais reserva de energia para locais mais populosos e servir os clientes por mais tempo. No entanto, ao considerar a distância, o consumo dos clientes e o consumo para manter o VANT flutuando no local ($PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$), é possível servir mais clientes, pois o algoritmo procura distribuir os VANTs, a fim de que seja possível atender todos os requisitos de energia necessários durante toda a janela de tempo (Δ). Esta função também considera o custo para o VANT manter-se pairado, servir os clientes na localização e manter reserva de energia para retornar à IC. Esta função de seleção, alcançou resultados melhores que as demais funções, sendo capaz de servir mais de 62% dos clientes no S_1 e mais de 53% dos cliente em S_2 , com desvios de 7,8% para ambos os cenários (ver figura 7). Quando comparado ao pseudo-aleatório, é possível alcançar mais que o dobro da porcentagem de clientes conectados, para ambos os cenários avaliados. Com isto, é possível identificar a importância de uma atualização frequente das localizações para que os VANTs possam ser distribuídos, a fim de alcançar um maior número de clientes.

As figuras 9(a) e 9(b) (cenários S_1 e S_2 , respectivamente) apresentam o consumo energético para deslocamento dos VANTs, com intervalo de confiança de 95%. A distribuição destes dados pode ser visualizada pelas figuras 10(a) e 10(b), para os cenários S_1 e S_2 , respectivamente. Já, a distribuição deste dados de forma acumulada para os diferentes valores de N_{CPI} pode ser visualizada pelas figuras 11(a) e 11(b), para os cenários S_1 e S_2 , respectivamente.

Figura 9 — Consumo energético dos VANTs para deslocamento, com intervalo de confiança de 95%, para diferentes valores de N_{CPI} .

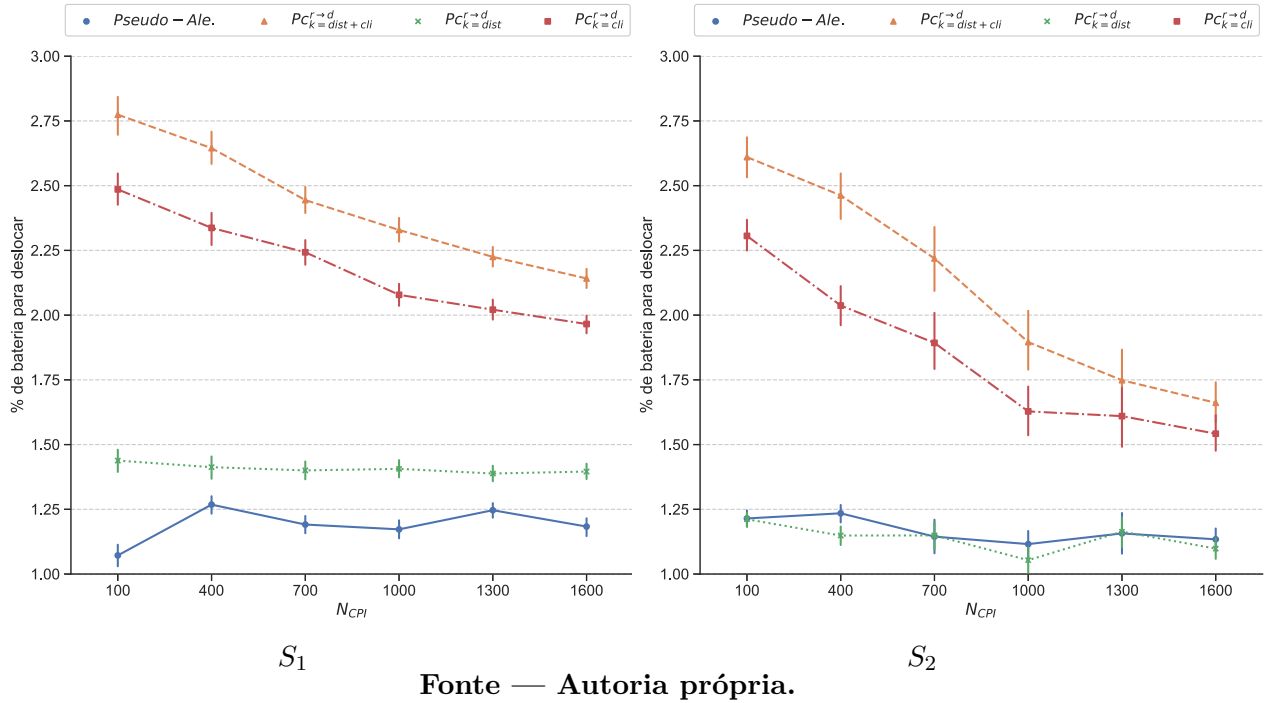
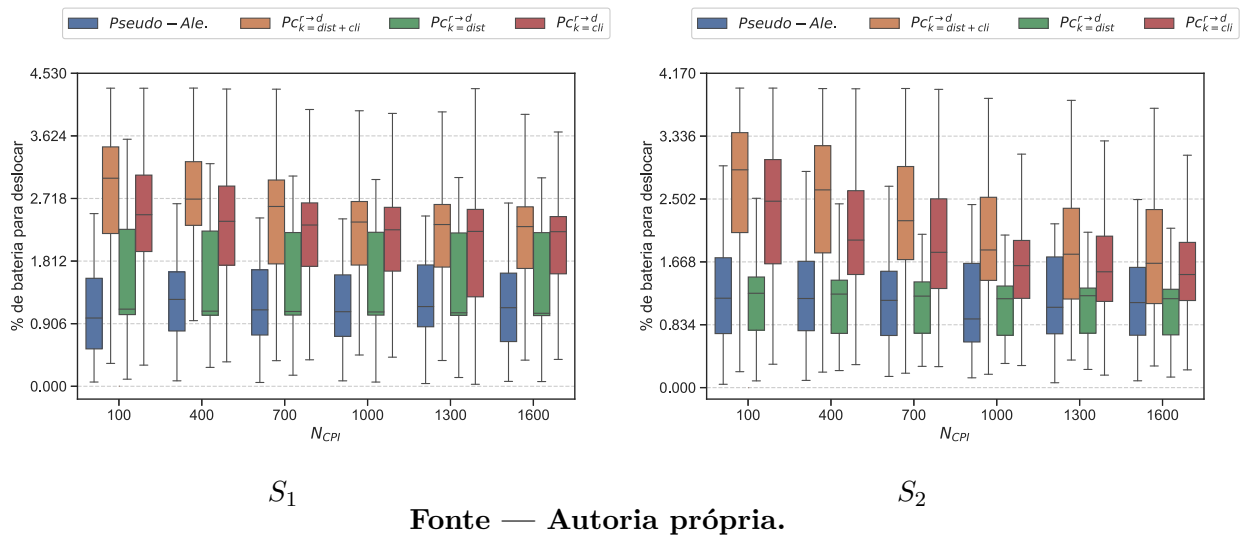
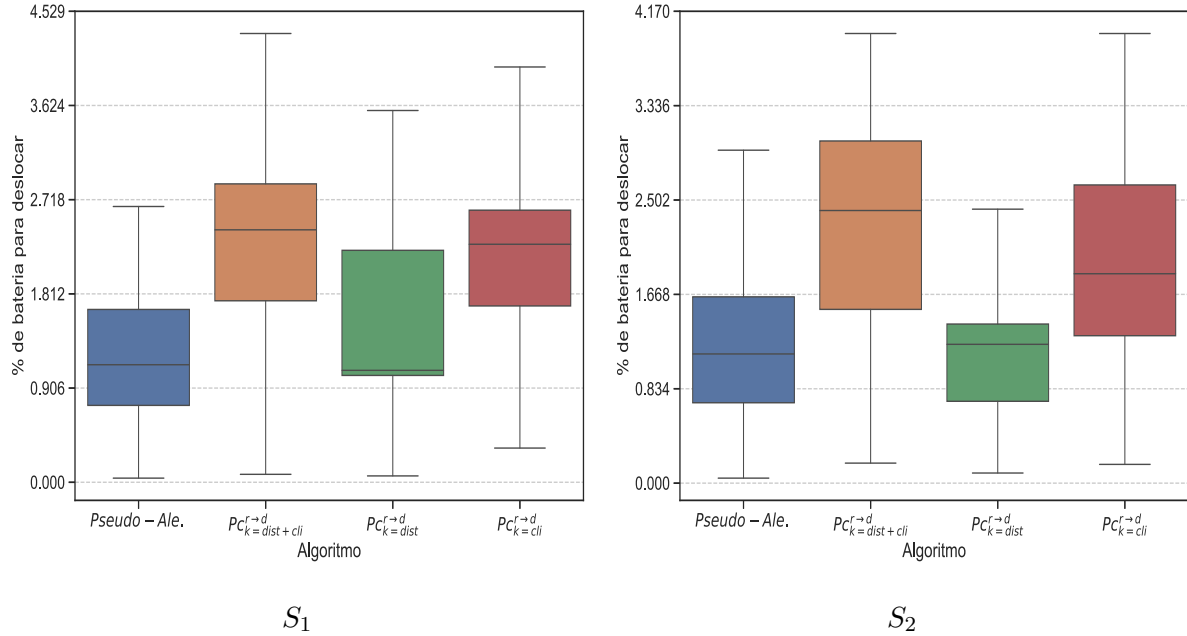


Figura 10 — Distribuição do consumo energético dos VANTs para deslocamento para diferentes valores de N_{CPI} .



Na figura 9, é possível observar que o algoritmo pseudo-aleatório obteve um menor consumo para deslocamento. Este consumo apresentado somente reflete o deslocamento do VANT da central até a localização inicial, devido ao fato de este algoritmo não

Figura 11 — Distribuição do consumo energético dos VANTs para deslocamento, agrupados os diferentes valores de N_{CPI} .



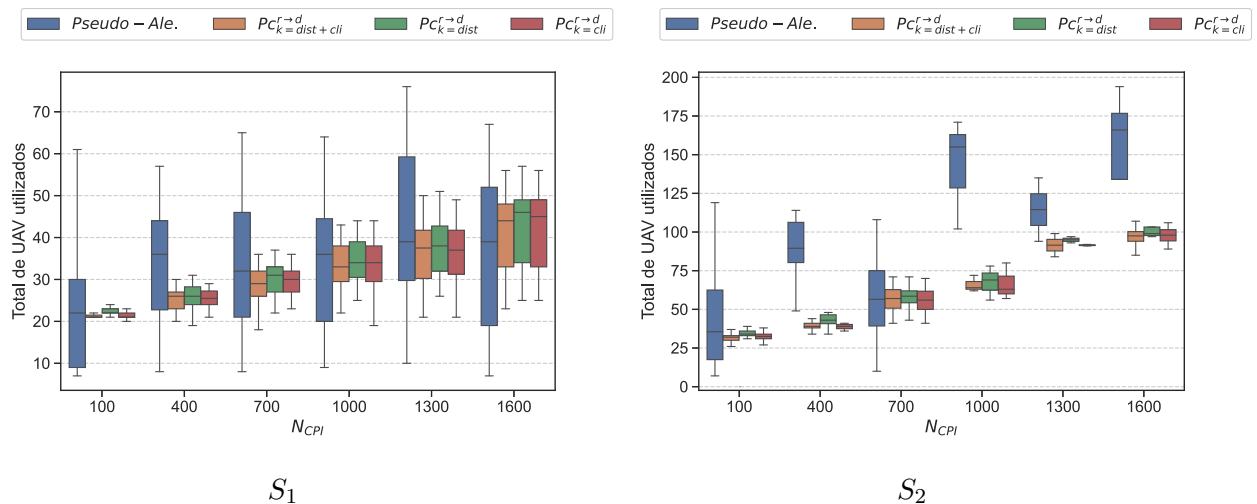
Fonte — Autoria própria.

realizar trocas dos VANTs entre as localizações. Como $PF_{k=dist}^{r \rightarrow d}$ somente considera a distância entre as posições atuais dos VANTs e das novas localizações, o seu consumo para deslocamento se torna reduzido, quando comparado as demais funções de seleção (figuras 9 e 11). Como observado na figura 6, a redução no consumo energético para deslocamento não necessariamente auxilia no aumento de clientes servidos, por ter mais energia disponível por exemplo. Isso permite identificar a importância de se considerar a demanda dos clientes na distribuição dos VANTs, alcançando uma distribuição mais eficiente. Uma vez que os clientes possuem necessidades dinâmicas de consumo energético, pode ser que o VANT alocado a uma determinada localização não tenha recursos suficientes para suprir a mesma durante Δ . Já, os custos $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$ e $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$ apresentaram um maior consumo, pelo fato de estes considerarem, em sua otimização, o consumo dos clientes. Assim, pode ser necessário que os VANTs se movimentem por distâncias mais longas, aumentando, conseqüentemente, o consumo por deslocamento. A função $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$ obteve um consumo levemente maior do que $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$ pois esta leva em consideração, não somente os clientes, como também a distância e o tempo que o VANT necessita para se manter disponível no cenário. É importante notar, pela figura 9, que existe um decaimento no consumo energético para movimentação, conforme o número de clientes dentro do cenário aumenta. Isto ocorre pelo fato de existir demandas maiores de forma

mais distribuída, inviabilizando a movimentação dos VANTs por longas distâncias para se ter um uso eficiente de energia.

Nas figuras 12 e 13, é possível visualizar a quantidade de VANTs utilizados durante todo o período do evento. Conforme o valor de N_{CPI} aumenta, a quantidade de VANTs utilizados durante o evento também aumenta. Isto reflete uma demanda mais recorrente, levando a necessidade de trocas frequentes de VANTs no cenário, devido à dinâmica do cenário com mais clientes ativos. Não é possível visualizar uma variabilidade significativa no total de VANTs utilizados entre as funções propostas, o que mostra a importância da distribuição eficiente dos VANTs na etapa de seleção. Por meio da função $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$ foi possível servir mais clientes (figura 8) durante o período em que o VANT esteve ativo no cenário.

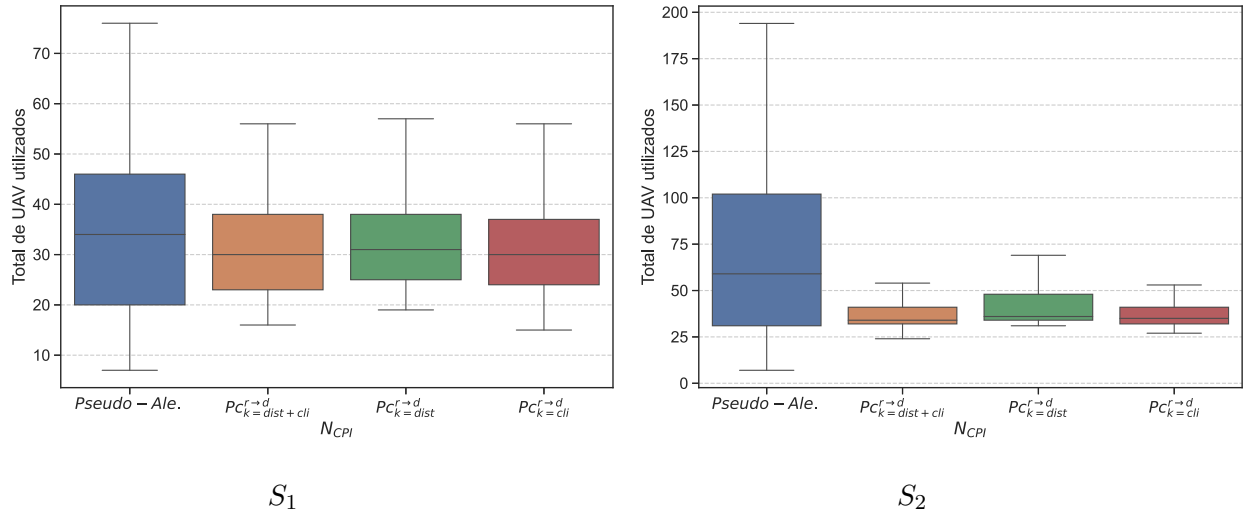
Figura 12 — Distribuição do total de VANTs utilizados durante todo o período avaliado para diferentes valores de N_{CPI} .



Fonte — Autoria própria.

A figura 14 apresenta a distribuição do consumo energético gasto pelos VANTs para se manter pairado na localização, para cada valores de N_{CPI} . Já, a figura 15 apresenta os resultados para os algoritmos. Quanto maior o consumo, mais tempo o VANT esteve disponível na posição. Ou seja, a maior parte de sua carga energética foi gasta para ficar operando no local. É possível observar que o método pseudo-aleatório apresentou o maior consumo (ver figuras 14 e 15). No entanto, como pôde ser observado pela figura 6, este não serviu mais clientes que a quantidade alcançada pela função de seleção $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$ do LoPoFly. Isto ocorre pela característica da definição de localizações, ou seja, onde os VANTs serão posicionados; e pela falta de

Figura 13 — Distribuição do total de VANTs utilizados durante todo o período avaliado, para os diferentes valores de N_{CPI} .



Fonte — Autoria própria.

um algoritmo de seleção, do gerenciamento e distribuição eficiente baseado no consumo energético. Com isso, é possível notar que a habilidade de identificar novas localizações de forma dinâmica, permite aumentar a porcentagem de clientes conectados, como pôde ser observado pela figura 8. No qual $PF_{k=dist}^{r \rightarrow d}$ obteve um aumento de 100% na porcentagem de clientes conectados, quando comparado ao pseudo-aleatório. Nesta mesma figura (figura 8) é possível identificar a melhora que a distribuição baseada nos clientes pode agregar, quando comparado ao desempenho de $PF_{k=cli}^{r \rightarrow d}$. Chegando a obter um aumento de mais de 120% quando comparada a $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$, a qual considera todos os pontos de consumo energético do VANT para realizar a seleção. Além disto, a habilidade de movimentar os VANTs, permite o algoritmo descobrir mais clientes durante o trajeto.

Figura 14 — Distribuição do consumo energético para manter o VANT pairado, para os diferentes valores de N_{CPI} .

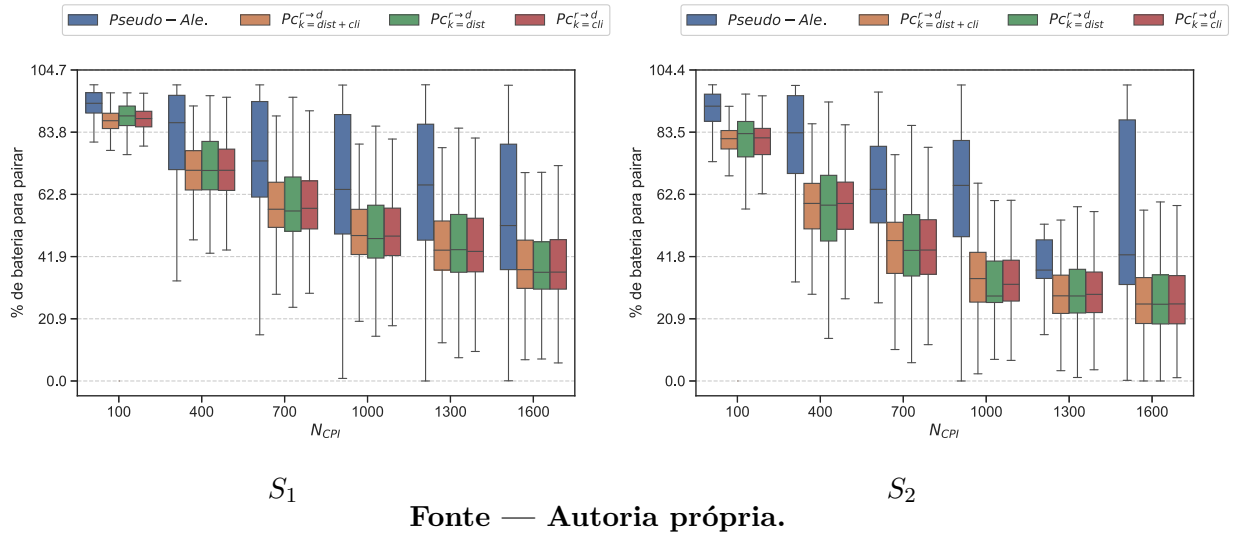
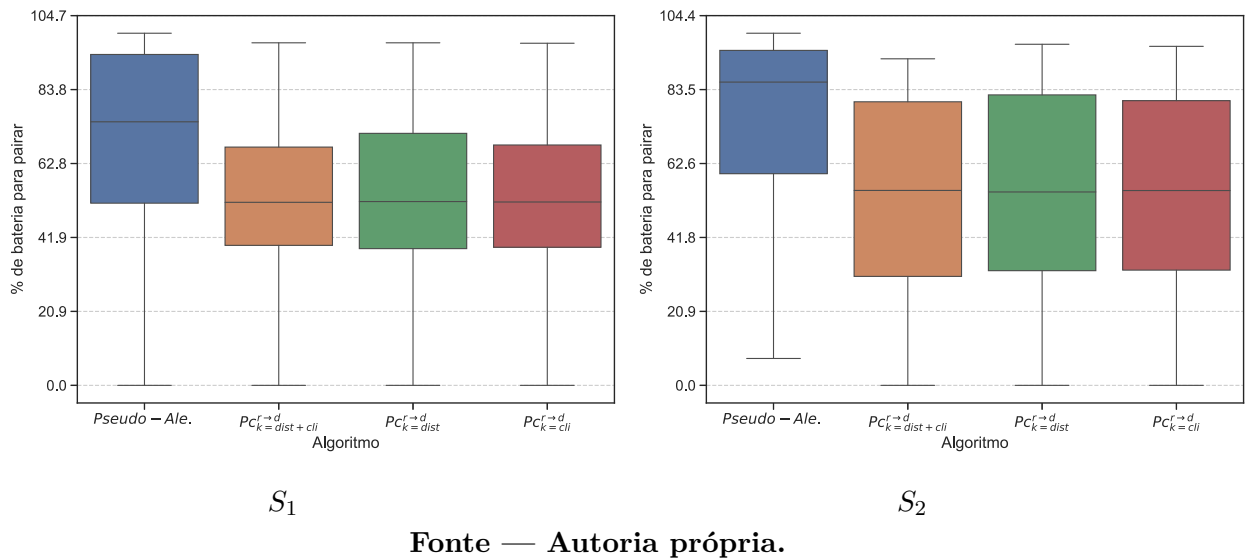


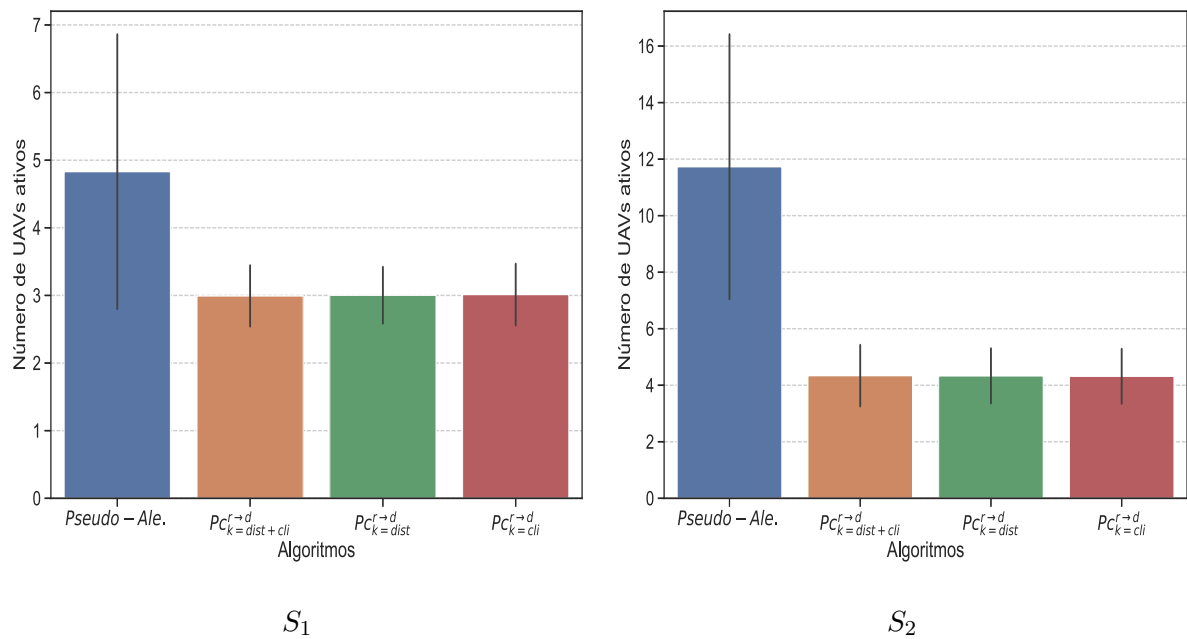
Figura 15 — Distribuição do consumo energético para manter o VANT pairado, agrupados os diferentes valores de N_{CPI} .



Como pode ser observado pela figura 16, o LoPoFly permite uma melhor utilização dos equipamentos físicos (isto é, VANTs). Este utiliza uma média de aproximadamente três VANTs no cenário S_1 , o que permite uma redução de 40% quando comparado com o método pseudo-aleatório, o qual utiliza uma média de aproximadamente cinco VANTs. No cenário S_2 , o LoPoFly utiliza uma média de quatro VANTs, apresentando uma redução de 60% quando comparado com o método pseudo-aleatório, o qual utiliza uma média de aproximadamente 12 VANTs. Com isto, o LoPoFly apresenta

uma redução no custo para manter a rede no evento, dado que este necessita de um menor número de equipamentos físicos utilizados simultaneamente em ambos os cenários. Finalmente, é possível concluir que, com a definição de localizações no cenário e seleção dos VANTs considerando restrições bem definidas e, um algoritmo dinâmico que se molda ao comportamento dos clientes; é possível alcançar mais clientes, utilizando um menor número equipamentos físicos simultâneos.

Figura 16 — Número de VANTs ativos em cada janela de tempo (Δ).



Fonte — Autoria própria.

6 CONCLUSÃO

Primeiramente, este trabalho propõe o uso de redes aéreas como uma solução para o problema de acesso à *Internet* para clientes temporários em eventos esporádicos e de curto tempo. Segundo, este trabalho propõe um módulo completo de gerenciamento de nós aéreos, levando em consideração a restrição de energia destes nós e utilizando a meta-heurística DA. Essa proposta, denominada de LoPoFly, é composta por dois módulos: (i) localização e (ii) seleção. O módulo de localização tem como objetivo encontrar o local onde se faz necessário enviar um nó voador. Para isto, são consideradas algumas restrições, entre elas a necessidade de cobertura para os clientes dentro do cenário. O superdimensionamento de VANTs pode trazer um alto custo econômico para a solução. Por isto, se faz necessário desenvolver um mecanismo de otimização de recursos que permita a menor utilização de VANTs possível. Para garantir que serviços de longo prazo possam ser implantados, alguns dos VANTs que estão na IC devem ser capazes de substituir os VANTs que já estão em operação (por exemplo, quando um VANT tem bateria fraca). Assim, o módulo de seleção tem como objetivo gerenciar a realocação e troca dos nós aéreos. No módulo de seleção é considerada a capacidade de cada nó voador e o gasto energético (para que estes sirvam aos clientes, se desloquem entre as localizações e para que se mantenham pairados na localização). Para isto, foram propostas três funções de seleção: a primeira delas somente considera o consumo energético para deslocamento do VANT até a localização selecionada; a segunda função analisa o consumo energético requisitado pelos clientes nas localizações; a última, analisa o consumo energético para deslocamento, para se manter pairado e o consumo requisitado pelos clientes. O desempenho do LoPoFly foi comparado a um método pseudo-aleatório, considerando dois cenários de mobilidade. Para esta análise foram consideradas a porcentagem de clientes com acesso à *Internet*, o consumo de deslocamento e para se manter pairado e, o número de nós aéreos no cenário. Através dos resultados foi possível identificar a importância do módulo de localização proposto. A habilidade em identificar novas localizações permitiu o aumento no número de clientes conectados. Com a proposta de seleção, a qual considera o consumo dos clientes para a realocação dos VANTs, foi

possível obter uma nova melhora no número de clientes conectados. Os resultados foram obtidos via simulação e, para ambos os cenários, o método LoPoFly alcançou mais de 160% no número de clientes com acesso à *Internet*, no menor resultado comparativo com o algoritmo aleatório, sendo que foi possível conectar mais de 214% dos clientes, em ambos os cenários avaliados, quando utilizada a função de seleção $PF_{k=dist+cli}^{r \rightarrow d}$. Foi possível obter redução de 40%, para o cenário S_1 e, 60%, para o cenário S_2 , no número de equipamentos físicos necessários para suprir o evento, quando comparado com o método aleatório. Finalmente, conclui-se que, a utilização do método proposto LoPoFly permite uma utilização mais eficiente dos nós aéreos, quando comparado ao método aleatório, inclusive reduzindo o custo necessário para se manter a rede em eventos de curto período e esporádicos.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho foi apresentado utilizando um cenário de eventos, no entanto, este pode ser facilmente adaptado para solucionar diferentes tipos de cenários, como em cenários críticos providenciando uma infraestrutura ou cenários de resgate. Como possíveis trabalhos futuros, sugere-se:

- Adicionar o eixo z na otimização da localização;
- Adicionar um controle de potência de transmissão e alteração de canal, o que permite controlar a interferência entre os nós aéreos;
- Permitir que os VANTs realizem a otimização do seu posicionamento no eixo z para que estes possam reduzir a interferência ou para explorar a região;
- Implementar os módulos de localização e seleção utilizando outros algoritmos e realizar comparações de desempenho.

REFERÊNCIAS

- ACLF. **Austin City Limits Festival**. 2017. Acessado em: 15 August 2017. Disponível em: <<https://aclfestival.com>>.
- ACLF. **Austin City Limits Festival Map**. 2017. Access: : 08-15-2017. Disponível em: <goo.gl/W2mrEZ>.
- AFONSO, L.; SOUTO, N.; SEBASTIÃO, P.; RIBEIRO, M.; TAVARES, T.; MARINHEIRO, R. Cellular for the skies: Exploiting mobile network infrastructure for low altitude air-to-ground communications. **IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine**, v. 31, p. 4–11, 2016.
- ALZENAD, M.; EL-KEYI, A.; LAGUM, F.; YANIKOMEROGLU, H. 3-d placement of an unmanned aerial vehicle base station (uav-bs) for energy-efficient maximal coverage. **IEEE Wireless Communications Letters**, v. 6, p. 434–437, 2017.
- ALZENAD, M.; EL-KEYI, A.; YANIKOMEROGLU, H. 3-d placement of an unmanned aerial vehicle base station for maximum coverage of users with different qos requirements. **IEEE Wireless Communications Letters**, v. 7, p. 38–41, 2018.
- BARANWAL, M.; SALAPAKA, S. M. Clustering with capacity and size constraints: A deterministic approach. **Indian Control Conference**, 2017.
- BEKMEZCI, I.; SAHINGOZ, O. K.; TEMEL, S. Flying ad-hoc networks (fanets): A survey. **Ad Hoc Networks**, v. 11, p. 1254–1270, 2013.
- BIAN, H.; DAI, H.; YANG, L. Throughput and energy efficiency maximization for uav-assisted vehicular networks. **Physical Communication**, v. 42, p. 101136, 2020. ISSN 1874-4907.
- BOR-YALINIZ, R. I.; EL-KEYI, A.; YANIKOMEROGLU, H. Efficient 3-d placement of an aerial base station in next generation cellular networks. **IEEE International Conference on Communication**, 2016.
- CAI, G.; DIAS, J.; SENEVIRATNE, L. A survey of small-scale unmanned aerial vehicles: Recent advances and future development trends. **Unmanned Systems**, v. 2, p. 175–199, 2014.
- CAZAURANG, F.; KUMAR, M.; COHEN, K. Introduction: Uavs and vtol multi-copter uav platforms. **Multi-Rotor Platform-based UAV Systems**, ISTE, p. 11 – 19, 2020.
- DJI. **MAVIC PRO**. [S.l.], 2017. Acessado em: 28 Março 2020. Disponível em: <http://documents.4rgos.it/v1/static/6259381_R_D002>.
- DORIA, N. S. F.; FREIRE, E. O.; BASILIO, J. C. An algorithm inspired by the deterministic annealing approach to avoid local minima in artificial potential fields. **International Conference on Advanced Robotics**, 2013.

- FOTOUHI, A.; DING, M.; HASSAN, M. Flying drone base stations for macro hotspots. **IEEE Access**, v. 6, p. 19530–19539, 2018.
- GARCIA, G.; VENDRAMIN, A. C. K.; MONEGO, H. I. D.; MUNARETTO, A. Lopoffly: Location and positioning optimization for flying networks. **Journal of Intelligent & Robotic Systems**, v. 100, n. 2, p. 711–728, 2020.
- GENI. **Global Environment for Network Innovations**. 2020. Acessado em: 01 August 2020. Disponível em: <<https://portal.geni.net/>>.
- GOLUB, G. H.; LOAN, C. F. V. **Matrix Computations**. Baltimore, MD, USA: Johns Hopkins University Press, 1985.
- HAYAT, S.; YANMAZ, E.; MUZAFFAR, R. Survey on unmanned aerial vehicle networks for civil applications: A communications viewpoint. **IEEE Communications Surveys and Tutorials**, v. 18, p. 2624–2661, 2016.
- HENTATI, A. I.; FOURATI, L. C. Comprehensive survey of uavs communication networks. **Computer Standards & Interfaces**, v. 72, p. 103451, 2020. ISSN 0920-5489.
- JAYNES, E. T. Information theory and statistical mechanics. ii. **Physical Review**, v. 108, p. 171–190, 1957.
- KLAINE, P. V.; NADAS, J. P.; SOUZA, R. D.; IMRAN, M. A. Distributed drone base station positioning for emergency cellular networks using reinforcement learning. **Cognitive Computation**, v. 10, p. 790–804, 2018.
- LAARHOVEN, P. van; AARTS, E. **Simulated Annealing: Theory and Applications**. Netherlands: Springer, 1987. 187-pg.7 p.
- LU, H.; WEI, X.; QIAN, H.; CHEN, M. A cost-efficient elastic uav relay network construction method with guaranteed qos. **Ad Hoc Networks**, v. 107, p. 102219, 2020. ISSN 1570-8705.
- MALANDRINO, F.; CHIASSERINI, C.-f.; CASETTI, C.; CHIARAVIGLIO, L.; SENACHERIBBE, A. Ad hoc networks planning uav activities for efficient user coverage in disaster areas. **Ad Hoc Networks**, v. 89, p. 177–185, 2019.
- MATOLAK, D. W. Unmanned aerial vehicles: Communications challenges and future aerial networking. **International Conference on Computing, Networking and Communications**, 2015.
- MELO, R. R. S. de; COSTA, D. B.; ÁLVARES, J. S.; IRIZARRY, J. Applicability of unmanned aerial system (uas) for safety inspection on construction sites. **Safety Science**, v. 98, p. 174–185, 2017.
- MESSOUS, M. A.; SEDJELMACI, H.; SENOUCI, S. M. Implementing an emerging mobility model for a fleet of uavs based on a fuzzy logic inference system. **Pervasive and Mobile Computing**, v. 42, p. 393–410, 2017.
- MOHAMED, N.; AL-JAROODI, J.; JAWHAR, I.; IDRIES, A.; MOHAMMED, F. Unmanned aerial vehicles applications in future smart cities. **Technological Forecasting and Social Change**, 2018.

MOTLAGH, N. H.; BAGAA, M.; TALEB, T. Uav selection for a uav-based integrative iot platform. **IEEE Global Communications Conference**, 2016.

MOTLAGH, N. H.; BAGAA, M.; TALEB, T. Uav-based iot platform: A crowd surveillance use case. **IEEE Communications Magazine**, v. 55, p. 128–134, 2017.

NS3. **Network Simulator 3**. 2019. Acessado em: 30 August 2019. Disponível em: <<http://nsnam.org>>.

NS3. **Constant Position Mobility Model**. 2020. Acessado em: 01 August 2020. Disponível em: <https://www.nsnam.org/doxygen/classns3_1_1_constant_position_mobility_model.html>.

NS3. **Random Walk 2d Mobility Model**. 2020. Acessado em: 01 August 2020. Disponível em: <https://www.nsnam.org/doxygen/classns3_1_1_random_walk2d_mobility_model.html>.

NSNAM. **ns3::Simulator Class Reference**. 2020. Disponível em: <http://www.nsnam.org/doxygen/classns3_1_1_simulator.html#details>. Acesso em: 11 de Abril de 2020.

PAREKH, P. M.; KATSELIS, D.; BECK, C. L.; SALAPAKA, S. M. Deterministic annealing for clustering: Tutorial and computational aspects. **American Control Conference (ACC)**, 2015.

PERUMAL, S.; BARAS, J. S. Aerial platform placement algorithm to satisfy connectivity and capacity constraints in wireless ad-hoc networks. **IEEE Global Telecommunications Conference**, 2008.

RANGARAJAN, A.; GOLD, S.; MJOLSNESS, E. A novel optimizing network architecture with applications. **Neural Computation**, v. 8, p. 1041–1060, 1996.

REINA, D. G.; TAWFIK, H.; TORAL, S. L. Multi-subpopulation evolutionary algorithms for coverage deployment of uav-networks. **Ad Hoc Networks**, v. 68, p. 16–32, 2018.

ROHDE, S.; PUTZKE, M.; WIETFELD, C. Ad hoc self-healing of ofdma networks using uav-based relays. **Ad Hoc Networks**, v. 11, p. 1893–1906, 2013.

ROHDE, S.; WIETFELD, C.; ROHDE, S.; DE, C. W. Interference aware positioning of aerial relays for cell overload and outage compensation. **IEEE Vehicular Technology Conference**, 2012.

ROSE, K. Deterministic Annealing for Clustering, Compression, Classification, Regression and related Optimisation Problems. **Proceedings of the IEEE.**, v. 86, p. 2210–2239, 1998.

SALAPAKA, S.; KHALAK, A.; DAHLEH, M. A. Constraints on locational optimization problems. **42nd IEEE International Conference on Decision and Control (IEEE Cat. No.03CH37475)**, 2003.

SANCHEZ-AGUERO, V.; VALERA, F.; VIDAL, I.; TIPANTUÑA, C.; HESSELBACH, X. Energy-aware management in multi-uav deployments: Modelling and strategies. **Sensors**, v. 20, 2020.

- SÁNCHEZ-GARCÍA, J.; REINA, D. G.; TORAL, S. L. A distributed pso-based exploration algorithm for a uav network assisting a disaster scenario. **Future Generation Computer Systems**, v. 90, p. 129–148, 2019.
- SHAFIQ, M. Z.; JI, L.; LIU, A. X.; PANG, J.; VENKATARAMAN, S.; WANG, J. A first look at cellular network performance during crowded events. **ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review**, 2013.
- SHAFIQ, M. Z.; JI, L.; LIU, A. X.; PANG, J.; VENKATARAMAN, S.; WANG, J. Characterizing and optimizing cellular network performance during crowded events. **IEEE/ACM Transactions on Networking**, v. 24, p. 1308–1321, 2016.
- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **Bell System Technical Journal**, v. 27, p. 623–656, 1948.
- SHARMA, P.; SALAPAKA, S.; BECK, C. Entropy based algorithm for combinatorial optimization problems with mobile sites and resources. **American Control Conference**, 2008.
- SHARMA, V.; BENNIS, M.; KUMAR, R. Uav-assisted heterogeneous networks for capacity enhancement. **IEEE Communications Letters**, v. 20, p. 1207–1210, 2016.
- SHARMA, V.; JAYAKODY, D. N. K.; SRINIVASAN, K. On the positioning likelihood of uavs in 5g networks. **Physical Communication**, v. 31, p. 1–9, 2018.
- SHARMA, V.; KUMAR, R. A cooperative network framework for multi-uav guided ground ad hoc networks. **Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications**, v. 77, p. 629–652, 2015.
- SHARMA, V.; SRINIVASAN, K.; CHAO, H. C.; HUA, K. L.; CHENG, W. H. Intelligent deployment of uavs in 5g heterogeneous communication environment for improved coverage. **Network and Computer Applications**, v. 85, p. 94–105, 2017.
- SHARMA, V.; YOU, I.; KUMAR, R. Energy efficient data dissemination in multi-uav coordinated wireless sensor networks. **Mobile Information Systems**, 2016.
- SHINKUMA, R.; GOTO, Y. Wireless multihop networks formed by unmanned aerial vehicles with separable access points and replaceable batteries. **IEEE 7th Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference**, 2016.
- SUN, P.; BOUKERCHE, A. Performance modeling and analysis of a uav path planning and target detection in a uav-based wireless sensor network. **Computer Networks**, v. 146, p. 217–231, 2018.
- SUN, Y.; WANG, T.; WANG, S. Location optimization for unmanned aerial vehicles assisted mobile networks. **IEEE International Conference on Communications**, 2018.
- VALAVANIS, K. P.; VACHTSEVANOS, G. J. **Handbook of Unmanned Aerial Vehicles**. Dordrecht: Springer, 2015.

YANMAZ, E.; YAHYANEJAD, S.; RINNER, B.; HELLWAGNER, H.; BETTSTETTER, C. Drone networks: Communications, coordination, and sensing. **Ad Hoc Networks**, v. 68, p. 1–15, 2018.

YUAN, H.; XIAO, C.; ZHAN, W.; WANG, Y.; SHI, C.; YE, H.; JIANG, K.; YE, Z.; ZHOU, C.; WEN, Y.; LI, Q. Target detection, positioning and tracking using new uav gas sensor systems: Simulation and analysis. **Journal of Intelligent & Robotic Systems**, v. 94, n. 3, p. 871–882, Jun 2019. ISSN 1573-0409.

ZENG, Y.; ZHANG, R.; LIM, T. J. Wireless communications with unmanned aerial vehicles. **IEEE Communications Magazine**, v. 54, p. 36–42, 2016.

ZHANG, G.; YAN, H.; ZENG, Y.; CUI, M.; LIU, Y. Trajectory optimization and power allocation for multi-hop uav relaying communications. **IEEE Access**, v. 6, p. 48566–48576, 2018.

ZHANG, S.; ZHANG, H.; HE, Q.; BIAN, K.; SONG, L. Joint trajectory and power optimization for uav relay networks. **IEEE Communications Letters**, v. 22, p. 161–164, 2018.