LVI SBPO SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
DE 04 ATÉ 07 NOVEMBRO 2024
FORTALEZA | CEARÁ

Alocação de recursos e posicionamento de funções virtualizadas em redes de acesso por rádio desagregadas

Gabriel Matheus Faria de Almeida
Instituto de informática - Universidade Federal de Goiás
Caixa Postal 131 - CEP 74001-970 - Goiânia - GO – Brasil
gabrielmatheus@inf.ufg.br

Leizer de Lima Pinto
Instituto de informática - Universidade Federal de Goiás
Caixa Postal 131 - CEP 74001-970 - Goiânia - GO – Brasil
leizer@inf.ufg.br

Kleber Vieira Cardoso
Instituto de informática - Universidade Federal de Goiás
Caixa Postal 131 - CEP 74001-970 - Goiânia - GO – Brasil
kleber@inf.ufg.br

RESUMO

O posicionamento otimizado das funções de rádio virtualizadas na rede de acesso sem fio é essencial para o uso eficiente dos recursos, sendo um tema de pesquisa relevante em redes 5G e Pós-5G. Este estudo apresenta três abordagens para resolver esse problema no cenário de planejamento da rede e duas abordagens no cenário operacional da rede. Utiliza-se para formulação matemática um modelo de Programação Linear Inteira Mista (MILP), resolvido por métodos baseados em inteligência artificial, aprendizado de máquina e metaheurística. Abordagens exatas fornecem limites superiores ótimos, porém com baixa escalabilidade, métodos não exatos são mais eficientes e podem gerar soluções de alta qualidade. Os resultados indicam que o aprendizado de máquina converge rapidamente, enquanto a metaheurística é mais eficiente nos experimentos. Contudo, a complexidade aumenta no cenário operacional devido à demanda variável ao longo do tempo.

PALAVRAS CHAVE. Posicionamento de funções virtualizadas, aprendizado por reforço profundo, algoritmo genético.

ABSTRACT

The optimized placement of virtualized radio functions in the wireless access network is essential for efficient resource utilization, making it a relevant research topic in 5G and Post-5G networks. This study presents three approaches to solve this problem in the network planning scenario and two approaches in the network operational scenario. A Mixed Integer Linear Programming (MILP) model is used for the mathematical formulation of the problem, solved by methods based on artificial intelligence, machine learning, and metaheuristics. Exact approaches provide optimal upper bounds but have low scalability, while non-exact methods are more computationally efficient and can generate high-quality solutions. The results indicate that machine learning converges quickly and generalizes well, while metaheuristics are more efficient in the experiments. However, complexity increases in the operational scenario due to dynamic and variable demand over time.

KEYWORDS. Placement of virtualized functions, machine learning, genetic algorithm.

https://proceedings.science/p/194160?lang=pt-br

1. Caracterização do problema e motivação

O aumento da demanda por conectividade móvel tem levado as operadoras a buscar soluções eficientes para expandir suas redes, ao mesmo tempo que minimizam os custos da rede de acesso por rádio (RAN). Na transição para o 5G, a virtualização das funções de rádio (vRAN) tornou-se essencial. Essa abordagem permite que o processamento das funções de rádio seja realizado em nós de processamento genéricos (CNs), que podem ser divididos em: Unidade Central (vCU), Unidade Distribuída (vDU) e Unidade de Rádio (RU). No entanto, o posicionamento das funções da vRAN representa um desafio significativo em termos de alocação de recursos.

O problema de posicionamento das funções da vRAN é definido como um problema de otimização com decisão conjunta Laghrissi e Taleb [2018], onde é necessário determinar os CNs que executam as funções de rádio e a rota utilizada para o tráfego do fluxo para cada RU na rede. A Figura 1 ilustra os elementos desse problema, mostrando a pilha de rádio com as oito opções de divisões funcionais e uma topologia de vRAN. Nesta figura, os triângulos representam as RUs e os retângulos representam os CNs. A figura também mostra o posicionamento de vCUs e vDUs, juntamente com as rotas usadas por cada RU.

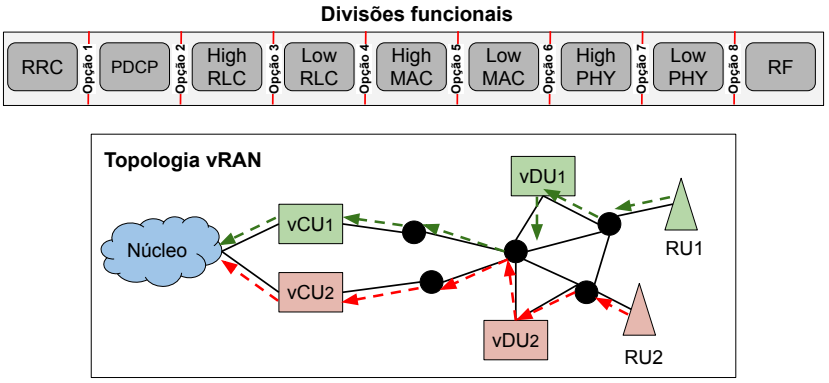


Figura 1: Problema de posicionamento de funções da vRAN.

Alguns trabalhos na literatura apresentam formulações para este problema, buscando melhorar a eficiência no gerenciamento da rede enquanto minimizam os custos de posicionamento. No entanto, essas formulações não abrangem o problema completo, o que leva os autores a adotar simplificações para reduzir a complexidade de suas formulações matemáticas.

2. Trabalhos relacionados

Nesta seção, dividida em três subseções, abordamos estudos relacionados ao posicionamento de funções na vRAN. Na primeira subseção, destacamos pesquisas que resolvem o problema com demanda estática utilizando métodos exatos. Na segunda subseção, analisamos estudos que consideram demanda estática e utilizam métodos não exatos. Por fim, na terceira subseção, exploramos trabalhos que abordam a variação de demanda.

2.1. Demanda estática e métodos de otimização exata

Em Garcia-Saavedra et al. [2018a], os autores propõem uma formulação para maximizar a centralização das funções da vRAN, onde os autores simplificam o problema considerando um único CN para posicionamento de vCUs. No entanto, essa abordagem tem limitações de centralização quando comparada a cenários mais flexíveis. Já em Garcia-Saavedra et al. [2018b], os autores consideram múltiplos CNs para posicionamento de vCUs. Embora isso melhore a centralização, a formulação assume que as RUs centralizadas em um mesmo CN devem utilizar a mesma divisão funcional, o que limita a flexibilidade do *crosshaul*, resultando em soluções com maior custo.

Em Murti et al. [2020], a formulação proposta é baseada no estudo anterior Garcia-Saavedra et al. [2018a], que apresenta limitações de centralização por considerar o posicionamento fixo das vDUs. Em Morais et al. [2022] propomos o PlaceRAN, uma formulação mais flexível que permite o posicionamento livre e dinâmico de vCUs e vDUs em qualquer CNs. Entretanto, o cenário de roteamento considerado permite apenas um caminho para tráfego de dados entre as divisões funcionais, o que limita a centralização e aumenta o custo do posiconamento. Além disso, o problema é resolvido através de arcabouços de otimização exata, que apresentam baixa escalabilidade devido à alta complexidade da busca ótima.

2.2. Demanda estática e solução aproximada

Todos os trabalhos apresentados na subseção anterior utilizam métodos exatos para resolver o problema. No entanto, devido à complexidade da busca ótima, não é possível resolver em tempo hábil instâncias maiores do problema, tornando métodos não exatos uma boa alternativa. Em Murti et al. [2022a], é proposto um agente de Aprendizado por Reforço Profundo (DRL) para resolver esse problema. No entanto, a formulação simplificada utilizada nesse estudo restringe a centralização e a redução de custos.

Em Erazo-Agredo et al. [2021], são investigadas duas estratégias não exatas para resolver uma variante do problema de posicionamento de funções da vRAN. Os autores assumem que os provedores de infraestrutura recebem solicitações de operadoras virtuais para criar suas próprias vRANs. Eles consideram a seleção conjunta de roteamento e divisão funcional, resolvendo o problema com uma heurística gulosa e um algoritmo evolutivo. No entanto, a formulação considera vCUs e vDUs de posicionamento fixo.

2.3. Demanda dinâmica e cenário prático

Os estudos Murti et al. [2023]; Alba et al. [2022]; Joda et al. [2022]; Pamuklu et al. [2021] abordam a variação dinâmica da demanda nas RUs no problema de posicionamento de funções da vRAN. Essa abordagem visa adaptar as soluções às mudanças no tráfego e reduzir os custos operacionais, embora aumente a complexidade do problema. Em Murti et al. [2023], propõe-se o uso de um agente DRL para resolver o problema levando em conta as flutuações na demanda das RUs. No entanto, a falta de garantias quanto ao cumprimento das restrições de posicionamento é uma limitação crítica, podendo comprometer a viabilidade das soluções.

Em Pamuklu et al. [2021], um agente DRL é aplicado para tratar o problema considerando como objetivo a eficiência energética do posicionamento. Entretanto, o modelo proposto também não garante o cumprimento das restrições de posicionamento, semelhante a Murti et al. [2023]. Em contraste, Joda et al. [2022] propõe um agente DRL com uma função de recompensa que penaliza soluções inviáveis, mitigando a quebra de restrições, porém não as impedindo. A Tabela 1 resume as características dos trabalhos citados.

Referência	Formulação	CUs	Divisões funcionais	Demanda	Aplica restrições
Garcia-Saavedra et al. [2018a]	MILP	Única e fixa	Fixas	Estática	Sim
Garcia-Saavedra et al. [2018b]	MILP	Fixas	Fixas	Estática	Sim
Murti et al. [2020]	MILP	Fixas	Fixas	Estática	Sim
Morais et al. [2022]	MILP	Dinâmicas	Genéricas	Estática	Sim
Murti et al. [2022a]	DRL	Única e fixa	Fixas	Estática	Sim
Murti et al. [2022b]	DRL	Única e fixa	Fixas	Estática	Sim
Murti et al. [2023]	DRL	Dinâmicas	Fixas	Dinâmica	Não
Joda et al. [2022]	DRL	Única e fixa	Fixas	Dinâmica	Não
Pamuklu et al. [2021]	DRL	Única e fixa	Fixas	Dinâmica	Não

Tabela 1: Principais diferenças entre os trabalhos citados.

https://proceedings.science/p/194160?lang=pt-br

3. Objetivos e contribuições

Na literatura, diversos trabalhos apresentam contribuições para o problema de posicionamento de funções da vRAN, formulando o problema a partir de modelos de programação matemática resolvidos através de arcabouços de otimização exata, como o CPLEX. No entanto, as formulações apresentadas nesses estudos assumem simplificações do problema, como topologias fixas e divisões funcionais específicas.

Por um lado, tais simplificações reduzem a complexidade de formular o problema matematicamente, minimizando a necessidade de conhecimento profundo para formulação dos problemas. Por outro lado, considerar o problema de forma completa aumenta a complexidade da formulação, porém, permite o modelo encontrar soluções de maior qualidade, que trazem maior eficiência para gerenciamento da vRAN na prática.

Desta forma, este estudo explora o uso de técnicas avançadas de pesquisa operacional para formular o problema posicionamento de funções da vRAN considerando todos os aspectos dinâmicos e flexíveis do problema. Além disso, por se tratar de um problema de alta complexidade computacional (NP-difícil), nós também propomos técnicas avançadas de otimização a partir de métodos não exatos, para resolver o problema com maior escalabilidade. As contribuições principais contribuições deste trabalho são:

- Apresentamos uma formulação matemática para o problema de posicionamento da vRAN, considerando roteamento multicaminho, recursos de rede heterogêneos e posicionamento flexível de vCUs e vDUs. Mostramos os benefícios do roteamento multicaminho comparado ao roteamento simplificado na rede de transporte.

- Desenvolvemos um modelo de aprendizado por reforço profundo que resolve o problema considerando nossa formulação dinâmica e flexível. Avaliamos o treinamento, convergência, generalização e qualidade das soluções do modelo em cenários com recursos heterogêneos.

- Apresentamos um Algoritmo Genético (GA) que resolve o problema considerando posicionamento dinâmico de vCUs e vDUs. Avaliamos sua eficiência, a qualidade da população ao longo das gerações e a qualidade das soluções obtidas pelo método de busca heurístico.

- Formulamos o posicionamento dinâmico de funções da vRAN com conceitos de Processo de Decisão de Markov (MDP). Consideramos dois cenários: (i) infraestrutura própria da operadora; (ii) terceirização da carga de processamento para um provedor de nuvem. Ambas formulações evoluem as propostas anteriores ao considerar demanda dinâmica nas RUs.

4. Resultados obtidos

Nesta seção, apresentamos quatro subseções com os resultados desta pesquisa. A Subseção 4.1, detalhamos o modelo de alocação de recursos na vRAN, considerando roteamento multicaminho. Na Subseção 4.2, introduzimos um agente de DRL para resolver o problema de posicionamento de funções da vRAN. Na Subseção 4.3, exibimos os resultados de um Algoritmo Genético (GA) para o mesmo problema. Por fim, na Subseção 4.4, demonstramos dois Processos de Decisão de Markov (MDPs) para o problema de posicionamento dinâmico de funções da vRAN.

4.1. Modelo geral de alocação de recurso na vRAN

O modelo geral de alocação de recursos na vRAN, denominado MuSt-RAN, é apresentado como uma evolução do PlaceRAN, com a inclusão do roteamento multicaminho. Essa formulação permite a divisão de carga no roteamento em várias rotas, otimizando a alocação de recursos de computação e comunicação da rede. O MuSt-RAN considera topologias heterogêneas, divisões

funcionais genéricas e posicionamento dinâmico de vCUs e vDUs. A inserção do roteamento multicaminho resulta em restrições não lineares, o que nos levou a reformular o problema. Assim, linearizamos tais restrições, propondo um modelo de Programação Linear Inteira Mista (MILP).

A Figura 2 compara as soluções de MuSt-RAN, PlaceRAN e MCU-vRAN Murti et al. [2020]. Na Figura 2a, o MuSt-RAN utiliza menos CNs, resultando em soluções mais econômicas, enquanto o MCU-vRAN utiliza todos os CNs devido ao posicionamento fixo das vDUs. Na Figura 2b, o MuSt-RAN apresenta mais divisões funcionais (VNCs) que centralizam funções (cores amarela e cinza), em comparação com o MCU-vRAN e o PlaceRAN, que utilizam VNCs que não centralizam (cor vermelha). Isso demonstra as vantagens práticas ao considerar-se roteamento multicaminho, formulado no MuSt-RAN, permitindo soluções mais eficientes e de menor custo.



(a) Quantidade de CNs usados.

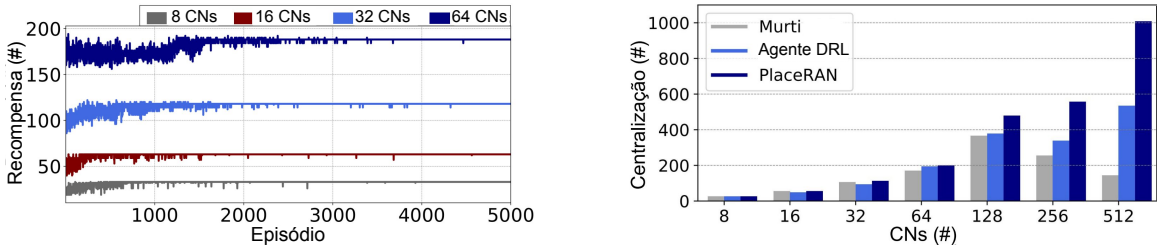
(b) VNCs escolhidos.

Figura 2: Comparando soluções de MCU-vRAN, PlaceRAN e MuSt-RAN.

4.2. Agente de aprendizado por reforço profundo

O agente de DRL representa nossa primeira abordagem não exata para resolver o problema. No ambiente de aprendizado, o agente observa os recursos de comunicação e computação disponíveis na rede, conhecendo os recursos de processamento nos CNs, a capacidade para transporte nos enlaces e o número de RUs alocadas. As ações correspondem à seleção de divisão funcional e rota para cada RU, e em cada episódio o agente toma uma ação para cada RU.

Após cada episódio, o agente recebe uma função de recompensa, que pode ser positiva ou negativa. Uma recompensa positiva indica a qualidade da solução encontrada, dependendo da quantidade de CNs utilizados e da centralização das funções. A recompensa positiva é atribuída quando o agente aloca as RUs sem violar restrições de posicionamento. Por outro lado, a recompensa negativa penaliza o agente quando ocorre a violação de restrições. Assim, o agente recebe uma penalização que corresponde à quantidade de RUs não alocadas durante o episódio.



(a) Recompensa no treinamento.

(b) Nível de centralização.

Figura 3: Analisando treinamento de qualidade das soluções do agente de DRL.

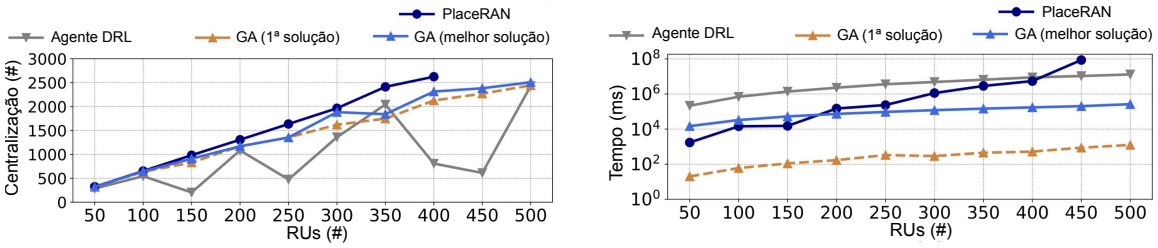
A Figura 3 apresenta a avaliação do nosso agente de DRL. Na Figura 3a, observamos a evolução da recompensa durante o treinamento em diversas topologias. O agente inicia explorando o espaço de soluções, evitando mínimos locais. Após cerca de 2000 episódios, converge para soluções

mais determinadas. A Figura 3b compara a centralização das soluções com Murti Murti et al. [2022a] e PlaceRAN. Embora o PlaceRAN ofereça soluções ótimas, é limitado em escalabilidade. Nosso agente centraliza mais funções do que Murti em cenários com 64 CNs ou mais, devido ao posicionamento dinâmico de vCUs e vDUs.

4.3. Algoritmo Genético para posicionamento de funções da vRAN

Nesta seção, propomos uma abordagem baseada em algoritmos genéticos para resolver o problema de posicionamento de funções na vRAN. Cada indivíduo na população representa uma possível solução, com cada posição no cromossomo representando a divisão funcional e o caminho de roteamento para uma RU específica na topologia. Essa estrutura permite explorar uma ampla gama de soluções em busca da mais adequada.

Para implementar o GA, utilizamos várias técnicas de busca heurística. Na geração inicial da população, empregamos um método aleatório para gerar diversidade no espaço de soluções. Além disso, inserimos um indivíduo artificial gerado por uma heurística gulosa para maximizar a centralização. Cruzamento e mutação foram aplicados para criar novos indivíduos e diversificar a busca. Um método de reparo foi utilizado para corrigir soluções inviáveis, garantindo que respeitassem as restrições. Por fim, aplicamos elitismo para manter o melhor indivíduo em cada geração. Essas estratégias combinadas melhoram a eficiência do GA na busca heurística.



(a) Nível de centralização.

(b) Tempo de execução dos modelos.

Figura 4: Comparando as soluções dos modelos em diferentes topologias.

A Figura 4 resume dois principais resultados das simulações. Comparamos as soluções do GA, PlaceRAN e o agente DRL (Subseção 4.2). Na Figura 4a, observamos a centralização de cada modelo, onde o PlaceRAN alcança o mais alto nível, porém enfrenta problemas de escalabilidade. Os modelos não exatos, incluindo o GA, resolvem todas as instâncias, superando o desempenho do agente DRL. Na Figura 4b, destacamos o tempo de execução, onde o GA supera o DRL em eficiência, e a primeira solução do GA alcança um bom equilíbrio entre tempo e centralização.

4.4. MDP para posicionamento dinâmico de funções da vRAN

Nesta seção, apresentamos duas formulações MDP para o problema de posicionamento dinâmico de funções na vRAN. No primeiro cenário, consideramos que a operadora de rede possui CNs distribuídos pela rede. No segundo cenário, consideramos a terceirização da carga de processamento para CNs de um provedor de computação em nuvem.

No primeiro cenário, as ações do MDP envolvem a escolha do posicionamento das vCUs, vDUs, caminhos de roteamento e divisões funcionais para cada RU, em um determinado instante de demanda. Os estados contêm informações sobre a demanda das RUs, os recursos de processamento e transporte disponíveis e a posição atual das funções das RUs. A função de recompensa considera o custo total da solução de posicionamento, incluindo custos de instanciação, migração e processamento das funções, e custo de roteamento dos fluxos das RUs.

No segundo cenário, as ações são as mesmas do primeiro, porém há a consideração de uma operadora de computação em nuvem que fornece máquinas virtuais para processar a carga da

operadora de redes. Os estados representam apenas a demanda atual das RUs, já que a infraestrutura é terceirizada. A função de recompensa reflete o custo total das máquinas virtuais utilizadas pela operadora de rede.

O tamanho do espaço de ações dos é representado como $\Theta([|\mathcal{C}||\mathcal{S}||\mathcal{F}||\mathcal{P}|]^{|\mathcal{B}|})$, em que $|\mathcal{C}|$ representa a quantidade de CNs, $|\mathcal{S}|$ a quantidade divisões funcionais, $|\mathcal{F}|$ tipos de VMs disponíveis, $|\mathcal{P}|$ a quantidade de caminhos e $|\mathcal{B}|$ a quantidade de RUs. O tamanho do espaço de observação é $\Theta(|\mathcal{B}| + |\mathcal{P}|)$ no primeiro cenário e $\Theta(|\mathcal{B}|)$ no segundo cenário, e a complexidade do cálculo da função de recompensa é $\Theta(|\mathcal{B}|^2)$ no primeiro cenário e $\Theta(|\mathcal{B}|)$ no segundo cenário.

5. Produções do trabalho

Neste trabalho investigamos várias abordagens para resolver o problema de posicionamento de funções da vRAN. Inicialmente, propusemos uma formulação que inclui múltiplos caminhos, utilizando métodos exatos de otimização. No entanto, devido à complexidade, exploramos alternativas não exatas, como aprendizado por reforço, algoritmos genéticos e metaheurísticas. Além disso, desenvolvemos duas formulações MDP para lidar com a variação de demanda na rede de acesso, em cenários práticos.

A partir das investigações realizadas foram publicados os seguintes trabalhos:

- G. M. Almeida, L. Pinto, C. B. Both and K. V. Cardoso, "Optimal Joint Functional Split and Network Function Placement in Virtualized RAN With Splittable Flows" in IEEE Wireless Communications Letters, vol. 11, no. 8, pp. 1684-1688, Aug. 2022, doi: 10.1109/LWC.2022.3172878.
- G. M. Almeida, V. H. Lopes, A. Klautau and K. V. Cardoso, "Deep reinforcement learning for joint functional split and network function placement in vRAN," IEEE Global Communications Conference, Rio de Janeiro, Brazil, 2022, pp. 1229-1234, doi: 10.1109/GLOBECOM48099.2022.10001282.
- G. M. Almeida, C. Camilo-Junior, S. Correa and K. Cardoso, "A Genetic Algorithm for Efficiently Solving the Virtualized Radio Access Network Placement Problem," ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications, Rome, Italy, 2023, pp. 1874-1879, doi: 10.1109/ICC45041.2023.10279334.
- G. M. Almeida et al., "RIC-O: Efficient Placement of a Disaggregated and Distributed RAN Intelligent Controller With Dynamic Clustering of Radio Nodes," in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 42, no. 2, pp. 446-459, Feb. 2024, doi: 10.1109/JSAC.2023.3336159.

Os três primeiros trabalhos abordam o posicionamento de funções de rádio da vRAN, enquanto o quarto trata da alocação de recursos e posicionamento de funções virtualizadas de um controlador SDN para vRAN, mais especificamente o *Near-Real Time RAN Intelligent Controller* (Near-RT RIC) IEEE [2021] introduzido pela O-RAN.

Com o objetivo de permitir a reprodutibilidade, sobretudo pela comunidade acadêmica, todos os artigos publicados possuem repositórios públicos com software e dados associados. A Tabela 2 apresenta os repositórios vinculados a cada artigo.

Publicação	Endereço
Almeida et al. [2022a]	github.com/LABORA-INF-UFG/paper-GLCK-2021
Almeida et al. [2022b]	github.com/LABORA-INF-UFG/paper-GVAK-2022
Almeida et al. [2023]	github.com/LABORA-INF-UFG/paper-GCSK-2022
Almeida et al. [2024]	github.com/LABORA-INF-UFG/paper-GGAMECK-2023

Tabela 2: Trabalhos com implementação publicamente disponível.

Por fim, esta dissertação foi selecionada como a primeira colocada do Prêmio INF de Tese e Dissertação – Edição 2024, do Instituto de Informática da Universidade Federal de Goiás (INF/UFG). Além disso, esta dissertação foi vencedora do Concurso de Teses e Dissertações do XLII Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC).

https://proceedings.science/p/194160?lang=pt-br

Referências

Alba, M. et al. (2022). Dynamic Functional Split Adaptation in Next-Generation Radio Access Networks. *IEEE Trans. Netw. Serv. Manag.*, 19(3):3239–3263.

Almeida, G. M. et al. (2022a). Optimal Joint Functional Split and Network Function Placement in Virtualized RAN With Splittable Flows. *IEEE Wirel. Commun.*, 11(8):1684–1688.

Almeida, G. M. et al. (2023). A Genetic Algorithm for Efficiently Solving the Virtualized Radio Access Network Placement Problem. In *IEEE Int. Conf. Commun.*, p. 1874–1879.

Almeida, G. M. et al. (2022b). Deep reinforcement learning for joint functional split and network function placement in vRAN. In *IEEE Glob. Commun. Conf.*, p. 1229–1234.

Almeida, G. M. et al. (2024). RIC-O: Efficient Placement of a Disaggregated and Distributed RAN Intelligent Controller With Dynamic Clustering of Radio Nodes. *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, 42(2):446–459.

Erazo-Agredo et al. (2021). Joint Route Selection and Split Level Management for 5G C-RAN. *IEEE TNSM*, p. 4616–38.

Garcia-Saavedra et al. (2018a). FluidRAN: Optimized vRAN/MEC Orchestration. In *IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conf. Comp. Commun.*, p. 2366–2374.

Garcia-Saavedra, A. et al. (2018b). WizHaul: On the Centralization Degree of Cloud RAN Next Generation Fronthaul. *IEEE Trans. Mob. Comput.*, 17(10):2452–2466.

IEEE (2021). O-RAN ALLIANCE. URL `https://www.o-ran.org/blog/o-ran-alliance-introduces-48-new-specifications-released-since-july-2021`.

Joda, R. et al. (2022). Deep Reinforcement Learning-Based Joint User Association and CU–DU Placement in O-RAN. *IEEE Trans. Netw. Service Manag.*, 19(4):4097–4110.

Laghrissi, A. e Taleb, T. (2018). A survey on the placement of virtual resources and virtual network functions. *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, 21(2):1409–1434.

Morais, F. Z. et al. (2022). PlaceRAN: optimal placement of virtualized network functions in Beyond 5G radio access networks. *IEEE Trans. Mob. Comput.*, p. 1–1.

Murti, F. W. et al. (2020). Optimal Deployment Framework for Multi-Cloud Virtualized Radio Access Networks. *IEEE Trans. Wirel. Commun*, p. 1–1.

Murti, F. W. et al. (2022a). Constrained Deep Reinforcement Based Functional Split Optimization in Virtualized RANs. *IEEE Trans. Wirel. Commun*, 21(11):9850–9864.

Murti, F. W. et al. (2022b). Learning-Based Orchestration for Dynamic Functional Split and Resource Allocation in vRANs. In *2022 J. Eur. Conf. Net. Commun. & 6G Sum.*, p. 243–248.

Murti, F. W. et al. (2023). Deep Reinforcement Learning for Orchestrating Cost-Aware Reconfigurations of vRANs. *IEEE Trans. Netw. Serv. Manag.* URL `https://doi.org/10.1109\%2Ftnsm.2023.3292713`.

Pamuklu, T. et al. (2021). Reinforcement Learning Based Dynamic Function Splitting in Disaggregated Green Open RANs. In *IEEE Int. Conf. Commun.*, p. 1–6.