



DANIEL MARIZ LÓCIO

**Computação conjunta e Alocação de recurso
para Offloading em Computação de borda: um
Mapeamento sistemático**

Recife

2023

Daniel Mariz Lócio

**Computação conjunta e Alocação de recurso para *Offloading* em
Computação de borda: um Mapeamento sistemático**

Trabalho de Conclusão de Curso de graduação, apresentado ao curso Bacharelado em Ciência da Computação da Universidade Federal Rural de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE

Departamento de Computação

Curso de Bacharelado em Ciências da Computação

Orientadora: Prof. Dra. Jeísa Pereira de Oliveira Domingues

Recife

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

L812c

Lócio, Daniel Mariz

Computação conjunta e Alocação de recurso para Offloading em Computação de borda: um Mapeamento sistemático / Daniel Mariz Lócio. - 2023.
73 f.

Orientadora: Jeisa Pereira de Oliveira Domingues.
Inclui referências.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Bacharelado em Ciência da Computação, Recife, 2023.

1. Redes . 2. Mapeamento. 3. Computação de borda. 4. Offloading. 5. Computação conjunta e Alocação de recursos. I. Domingues, Jeisa Pereira de Oliveira, orient. II. Título

CDD 004



**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DO DESPORTO
UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO (UFRPE)
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

<http://www.bcc.ufrpe.br>

FICHA DE APROVAÇÃO DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

Trabalho defendido por Daniel Mariz Lócio às 15 horas do dia 15 de setembro de 2023, no link <https://meet.google.com/nsf-xyun-tkp>, como requisito para conclusão do curso de Bacharelado em Ciência da Computação da Universidade Federal Rural de Pernambuco, intitulado “Computação conjunta e Alocação de recurso para Offloading em Computação de borda: um Mapeamento sistemático”, orientado por Jeísa Pereira de Oliveira Domingues e aprovado pela seguinte banca examinadora:

Jeísa Pereira de Oliveira Domingues
DC/UFRPE

Carlos Julian Menezes Araújo
DC/UFRPE

AGRADECIMENTOS

Sou grato a muitas pessoas, mas apenas uma folha não é o suficiente para tantos agradecimentos. Portanto, expresso minha gratidão a todos que por algum motivo contribuíram para a realização desta minha pesquisa.

Agradeço a minha orientadora Jéisa Pereira de Oliveira Domingues, pela sabedoria com que me guiou nesta trajetória e me recebeu de coração aberto. Sendo ela minha grande professora e amiga.

Gostaria de agradecer imensamente à minha família, meus amigos e todos que me ajudaram nessa luta, por me motivar e pelo apoio. A minha psicóloga pelo ouvido emprestado. Em especial minha tia Cecília e minha mãe Leopoldina que me ajudaram nesta pesquisa e seu processo.

Aos meus colegas de sala e de curso que dividiram tantas dores e aventuras, projetos incessantes e conquistas novas.

A Secretaria do Curso e coordenação, pela cooperação e confiança que se construiu e pelo apoio que dá aos seus estimados alunos.

Sou grato.

RESUMO

Este trabalho apresenta um mapeamento sistemático de artigos publicados entre os anos 2016 e 2023 sobre *Offloading* na computação de borda, ou em inglês *Multi-access Edge Computing* (MEC), nas questões de computação conjunta e alocação de recursos. A MEC é uma tecnologia que visa reduzir a latência e aumentar a eficiência ao processar dados próximos à sua fonte, uma abordagem necessária para o futuro das redes de computadores. A partir do mapeamento proposto, o presente trabalho discute diversas técnicas, métodos e modelos dos artigos revisados. Neste trabalho são estudados os principais desafios enfrentados nessa área e as abordagens propostas pelos artigos analisados. O resultado desse mapeamento consiste em uma classificação da área, fornecendo uma visão abrangente e detalhada dos avanços recentes na computação de borda, com atenção especial voltada para soluções de computação conjunta e alocação de recursos, que aprimoram o desempenho e a eficiência da técnica de *offloading*.

Palavras-chave: Redes. Mapeamento. Computação de borda. *Offloading*. Computação conjunta. Alocação de recursos.

ABSTRACT

This work presents a systematic mapping of articles published between the years 2016 and 2023 on Offloading in edge computing, or Multi-access Edge Computing (MEC), considering the aspects of joint computation and resource allocation. MEC is a technology that aims to reduce latency and increase efficiency by processing data close to its source, a necessary approach for the future of computer networks. Based on the proposed mapping, this present work discusses various techniques, methods, and models from the reviewed articles. In this work, the main challenges faced in this area are studied, as well as the approaches proposed by the analyzed articles. The result of this mapping is a classification of the field, providing a comprehensive and detailed overview of recent advancements in edge computing, with special attention given to joint computation and resource allocation solutions that enhance the performance and efficiency of the offloading technique.

Keywords: Computer Networks. Edge Computing. Survey. Offloading. Joint computation and resource allocation.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Justificativas	15
1.2 Objetivos	16
1.3 Estrutura do Trabalho	17
2 Fundamentação Teórica	18
2.1 Visão Geral	18
2.2 Computação de Borda (MEC)	18
2.3 Offloading	20
2.4 Computação Conjunta e Alocação de Recursos	21
2.5 Problemas NP-Difícil e Não-Convexo	22
2.6 Modelos e Sistemas	22
3 METODOLOGIA	24
3.1 Mapeamento sistemático e Revisão Sistemática	24
3.2 Processo e Estruturamento	25
3.3 Estratégia de pesquisa	25
3.3.1 Plataformas de busca	26
3.3.2 Termos de busca	26
3.3.3 Critérios de seleção de estudos	27
3.3.3.1 Critérios de Inclusão	28
3.3.3.2 Critérios de Exclusão	28
3.4 Processo de Pesquisa	29
Tabela 1 - Resultado de pesquisas por plataforma	29
3.5 Síntese de dados	30
4 Discussão	31
Tabela 2	32
Tabela 3	37
Tabela 4	41
Tabela 5	44
4.1 Focos e Objetivos para Otimização	46
4.1.1 Consumo Energético	47
4.1.2 Atraso e Latência	48
4.1.3 Disponibilidade de Recursos	49
4.1.4 Outros	49
4.2 Técnicas e Estratégias	50
Tabela 6 - Abordagens encontradas nos estudos	52
4.2.1 Algoritmos da Literatura e Variantes	53
4.2.2 Mixed Integer Non-Linear Programming (MINLP)	54
4.2.3 Métodos de Lagrange	54
4.2.4 Aprendizagem de máquina	55
4.2.5 Algoritmos Genéticos	55
4.2.6 Teoria de jogos	56

4.3 Sistemas e Modelos	57
4.4 Discussão dos Resultados	58
5 CONCLUSÃO	61
REFERÊNCIAS	62

1 INTRODUÇÃO

A internet se tornou uma ferramenta fundamental na sociedade moderna, conectando pessoas e dispositivos em todo o mundo, perseguindo o ideal de Internet das Coisas (*Internet of Things* - IoT). Com o crescente avanço tecnológico, vem tornando-se ainda mais crítica a necessidade de soluções que forneçam baixa latência, consumo energético e melhorem a experiência do usuário, algo que a atual computação em nuvem não irá suprir (MACH, BECVAR, 2017). A computação em nuvem consiste em providenciar servidores de processamento e armazenamento como serviços, chamados de servidores na nuvem. Diante disso, a perspectiva de um futuro impulsionado por um número estimado de 75 bilhões de dispositivos conectados até a próxima década, de acordo com a renomada revista Forbes, a computação de borda se apresenta como uma solução crucial para atender às demandas da sociedade contemporânea e explorar o vasto potencial que essa grande quantidade de dados oferece. É nesse contexto que a Computação de Borda, ou em inglês *Multi-access Edge Computing* (MEC), surge como uma solução para elevar a conectividade no mundo. A tecnologia MEC vem como uma evolução da já estabelecida computação em nuvem, consiste em providenciar os mesmos serviços da nuvem de forma que atenda as demandas desse futuro próximo, ao trazer os servidores para mais próximo dos usuários.

O crescimento da computação em nuvem e da IoT está impulsionando o crescimento de novos serviços e aplicativos que geram enormes quantidades de dados transmitidos e processados em redes sem fio. No entanto, em geral, dispositivos sem fio possuem recursos energéticos, computacionais e armazenamento limitados, enquanto as tarefas de computação em tempo real que precisam ser executadas acabam sendo intensivas, consumindo esses recursos limitados (CAO X., 2018). Além disso, servidores da computação em nuvem tradicionais não são adequados para a transferência (*offloading*) de tarefas computacionais para aplicações sensíveis à latência, devido à distância dos servidores na nuvem. *Offloading* é a técnica de transferência de tarefas (*tasks*) entre processadores computacionais, além disso é a técnica que permite o uso da tecnologia MEC. O *offloading* em MEC é usado como transferência entre dispositivos na rede, é com ela que há o aumento da eficiência da latência e conectividade. Assim, a MEC se utiliza da cooperação entre dispositivos para suportar o processamento da vasta quantidade de dados da IoT em tempo hábil, evitando o longo atraso de transmissão na computação em nuvem, o que melhora a eficiência no uso dos seus recursos limitados (ZHANG J., 2018). O uso da tecnologia MEC juntamente com a técnica de *offloading* tem

uma necessidade de resolver problemas de computação conjunta e a alocação de recursos, devido ao seu cenário colaborativo e ao mesmo tempo competitivo entre os dispositivos de rede. Alocação de recursos são problemas comuns em ambientes com alta densidade de usuários e requisições, a competição pelos recursos se torna acirrada, e é aí que a computação conjunta entra com o *offloading* como uma técnica cooperativa para dividir as cargas computacionais entre dispositivos móveis e dispositivos de borda. Logo, esses problemas ao serem solucionados permitem que aplicativos e serviços tenham mais acesso aos recursos, resposta mais rápida e redução de consumo energético. Assim uma rede mais eficiente e escalável, permitindo o tão esperado avanço tecnológico.

Dentro do contexto da MEC, a técnica de *Offloading* tem se destacado como uma tecnologia importante para o futuro da sociedade (WANG, 2017). A MEC torna-se cada vez mais crucial para garantir baixa latência e uma boa qualidade de experiência (QoE) aos usuários, evidenciado por estudos como de Cheng K(2022), ou de Tang H(2022), entre muitos outros que serão apresentados neste documento. É esperado que a MEC possa resolver diversos problemas, como limitações de recursos, bateria e armazenamento, tempo de resposta e latência, entre outros problemas que podem sobrecarregar os dispositivos dos usuários. Por outro lado, muitos cenários MEC requerem um uso eficiente de seus recursos (LI, 2018), sendo necessário aplicar os fundamentos de computação de forma mais eficiente, envolvendo desde dispositivos simples com baterias limitadas até redes heterogêneas complexas com veículos móveis transmitindo dados em locais congestionados.

Atualmente, a MEC tem suas limitações e, devido a sua ineficiência, sofre dos mesmos problemas que ele tenta solucionar, com recursos limitados e tempo de respostas altos (FERNANDO, 2018). Os estudos em MEC têm mostrado a necessidade de soluções para seus problemas complexos, problemas que aplicam os fundamentos de computação conjunta e alocação de recursos. A computação conjunta consiste de máquinas, processadores ou dispositivos trabalhando de forma cooperativa para solucionar um problema de forma eficiente. Enquanto a alocação de recursos é o problema que trabalha para tomar decisões ou distribuição dos recursos de forma eficiente. Em MEC pode-se ver problemas de computação conjunta e alocação de recursos, devido a presente ambiguidade entre cooperação de dispositivos e competição de recursos.

Como já dito, o *offloading* é uma técnica utilizada em MEC para migrar tarefas de processamento de dispositivos móveis para dispositivos de borda para dividir as cargas computacionais entre os dispositivos, visto como uma cooperação para realizar tarefas.

Por outro lado, em ambientes com alta densidade de usuários e requisições, os dispositivos começam uma competição pelos recursos disponíveis na rede. Assim, para solucionar, é preciso que o processo de *offloading* em MEC supere os seus desafios que são envolvidos por diversos fatores (AHMED, 2016). Entre eles estão a decisão rápida, eficiente e justa entre a disputa de recursos dentro da rede, além das variáveis presentes no ambiente. Por exemplo, os dispositivos de borda podem estar sujeitos a flutuações na demanda de recursos, é preciso se adaptar às flutuações que ocorrem em tempo real, logo não podendo depender de soluções simples para ter soluções eficientes. No entanto, superar os desafios associados a essa abordagem é essencial para garantir uma decisão rápida, eficiente e justa na disputa por recursos, além de lidar com as variáveis presentes no ambiente em tempo real. Esse assunto tem sido amplamente estudado e a com alta produção de diversos artigos, levantando uma necessidade de mapeamento dos artigos e seu assunto. Dito isso, considerando esses aspectos, serão analisados neste trabalho artigos científicos que estudam esses problemas e buscam solucioná-los.

Nesta monografia, apresentamos um mapeamento sistemático das questões de *offloading*, computação conjunta e alocação de recursos na computação de borda. O objetivo é fornecer uma visão geral abrangente das técnicas e abordagens relevantes para este campo em rápida evolução.

1.1 Justificativas

Com a crescente demanda por serviços de alta performance e o grande volume de dados, a infraestrutura das redes precisa constantemente ser aprimorada. Hoje em dia, a internet não suportaria usar novas tecnologias, como carros inteligentes, devido ao congestionamento das redes e à latência da internet (ZHANG J., 2018). Nesse sentido, a tecnologia MEC chegaria como a solução e otimização de alocação de recursos e *Offloading* no contexto da MEC se torna cada vez mais relevante. Segundo a Gartner, 75% das empresas vão mudar suas infraestrutura para tecnologias MEC até 2025. No entanto, embora o MEC ofereça soluções para problemas atuais da sociedade, novos desafios também surgem com a adoção dessas tecnologias. Uma série de desafios, tanto políticos e sociais, como a necessidade de investir na modernização da infraestrutura das cidades e os cenários de uso, quanto desafios teóricos e computacionais. A tecnologia atualmente requer extensa pesquisa acadêmica e estudos, devido às complexas redes de

computadores (devido a múltiplos fatores, restrições e condições impostas por seus sistemas). Também é fundamental resolver problemas de otimização complexos, classificados como NP-difíceis, exigindo formulações matemáticas sofisticadas para atender às demandas de alta velocidade.

Então, por um lado, a MEC possibilita serviços de alta qualidade, com menor latência e maior eficiência. Por outro lado, a implantação do MEC requer o desenvolvimento detalhado e minucioso da técnica de *offloading* em ambientes de computação conjunta e na alocação de recursos. Portanto, é essencial que sejam estudadas novas abordagens de *offloading*, uma vez que deve ser um fator crítico para a infraestrutura MEC e seu sucesso na entrega de serviços de qualidade.

Além disso, há preocupações com o custo energético dos dispositivos, que são cada vez mais móveis e dependentes de baterias com recursos de energia limitados. É importante ressaltar que estes dispositivos móveis desempenham um papel crucial na sociedade atual, tornando-se essenciais para a vida cotidiana de muitas pessoas. Para atender a essas demandas, é fundamental continuar estudando e pesquisando o assunto. Devido à atualidade do tema, é possível notar uma grande produção de artigos diários sobre computação de borda. Nesse contexto, um mapeamento sistemático é necessário para identificar abordagens únicas e muitas vezes conflitantes, exigindo evidências adicionais.

Espera-se que este trabalho contribua para a identificação de semelhanças e diferenças entre os estudos deste tema de forma a deixar evidente os consensos, discordâncias, questões controversas e lacunas nas pesquisas nesse campo de estudo. Além disso, este trabalho pode direcionar para estudos futuros, fornecendo uma base sólida para a pesquisa em computação conjunta e alocação de recursos em ambientes MEC.

1.2 Objetivos

Objetivo Geral

Mapear estratégias e técnicas que podem ser utilizadas para melhorar a computação conjunta e alocação de recursos para *Offloading* na computação de borda

Objetivos Específicos

- Compreender e investigar as abordagens que tratam as limitações a computação conjunta e alocação de recursos para *offloading* em MEC;
- Identificar as melhores técnicas, métodos, estratégias, ferramentas para aplicação da computação conjunta e alocação de recursos para *Offloading* em MEC.

1.3 Estrutura do Trabalho

Esta monografia está dividida em quatro capítulos. O capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica, onde serão descritos os conceitos e teorias básicas necessárias para a compreensão das abordagens, bem como as limitações envolvidas. Já o capítulo 3 é dedicado à metodologia, onde será demonstrado o método de pesquisa e mapeamento sistemático adotada neste projeto. No capítulo 4, será apresentada a análise prática e discussão, que descreverá as abordagens encontradas na pesquisa e discutirá os resultados obtidos. E por fim o capítulo 5 sendo a conclusão deste trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esse capítulo tem como objetivo apresentar os conceitos teóricos que servem para compreender os tópicos e abordagens encontrados durante a pesquisa do tema.

2.1 Visão Geral

Com o avanço constante da tecnologia e o aumento significativo da demanda por serviços com menor latência e maior tráfego na internet, a Computação de Borda (MEC) tem se mostrado uma solução eficiente para estes problemas (MACH, BECVAR, 2017). Esta técnica envolve diversas máquinas e recursos, por isso é necessário abordar os tópicos de computação conjunta e alocação de recursos. Nas subseções a seguir, serão descritos os conceitos desses quatro tópicos: computação de borda, técnica *Offloading*, computação conjunta e alocação de recursos. Em seguida, serão apresentados conceitos mais avançados que são usados para criar soluções e abordar as limitações ou problemas, visando otimizar a rede de computadores de diversas maneiras.

2.2 Computação de Borda (MEC)

A Computação de borda é uma tecnologia que surge como uma evolução dos sistemas de computação em nuvem (*cloud* ou nuvem), os quais possuem limitações para atender às novas demandas de alta performance, baixa latência e grande volume de tráfego na *internet*. De forma geral, a nuvem consiste em providenciar armazenamento e processamento, através de servidores remotos. Por sua vez, a MEC consiste em trazer esses recursos da nuvem mais próximos dos usuários finais, no qual reduz a distância física que afeta a latência, ou tempo de resposta dos processamentos. A MEC também traz outras melhorias em comparação à nuvem, entre elas a descentralização e a escalabilidade (ZHANG Y., 2022). A Figura 1 mostra a representação gráfica da estrutura de uma rede MEC, nela é possível observar as três camadas: Nuvem, MEC e dos usuários e dispositivos, mostrando a sua conexão e proximidade. Geralmente, em uma estrutura

MEC, a nuvem providencia um serviço de maior armazenamento e processamento, porém com maior distância entre os seus usuários. A camada MEC pode agir tanto como intermediário como pode providenciar serviços semelhantes da nuvem. Por fim, os usuários e dispositivos que utilizam os serviços da nuvem e MEC, mas também podem agir, em alguns modelos, como parte do sistema MEC cooperando no *offloading* e computação de tarefas.

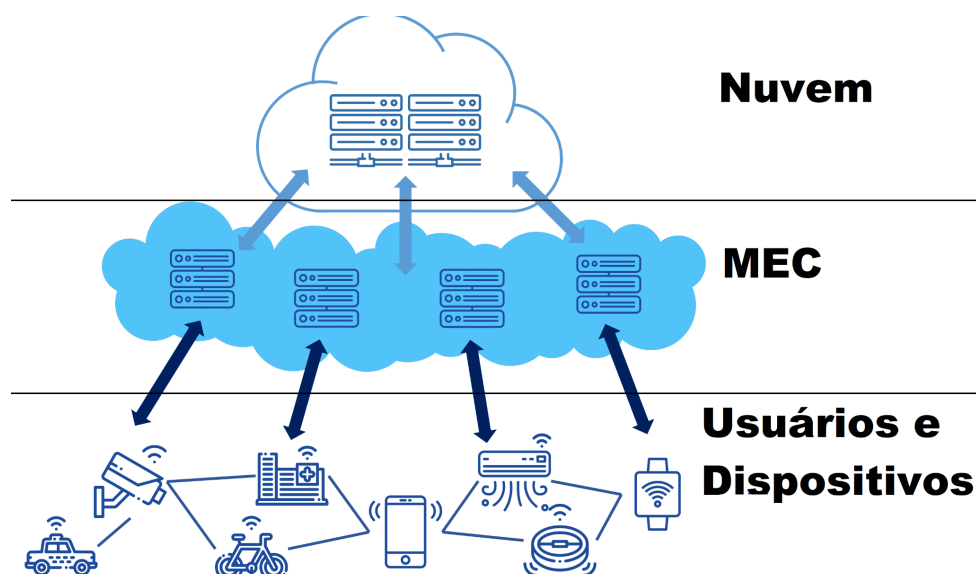


Figura 1. Representação gráfica da estrutura entre Nuvem, MEC e dispositivos

Adaptado de Specto (Disponível em: <https://specto.com.br/data-center-no-brasil-um-panorama-do-mercado-apos-1-ano-de-pandemia/> Último Acesso em 31/07/2023)

Nos estudos da tecnologia MEC são abordados vários fatores que influenciam o seu funcionamento. Neste trabalho é possível observar os mais recorrentes, sendo eles: consumo energético, latência e distribuição de recursos. Todos eles estão interligados e são referentes aos limites que a MEC enfrenta. Enquanto, outros desafios da MEC estão relacionados à capacidade de processamento e de armazenamento dos dispositivos de borda, que são mais limitadas em comparação à computação em nuvem tradicional. Isso pode dificultar o processamento de cargas de trabalho intensivas ou a execução de aplicativos complexos na borda (ZHANG Y., 2022). No entanto, desafios enfrentados pela MEC, como a segurança e necessidade de protocolos de integração a 6G, não serão abordados neste trabalho.

Como já discutido anteriormente, a computação de borda surge como uma solução para tecnologias sensíveis à latência. Essa característica também pode ser dita sobre a

capacidade de atender a Qualidade de Experiência (QoE) do usuário. A QoE está diretamente relacionada com o desempenho da rede, e se ela atende a satisfação dos usuários. Logo, os estudos da tecnologia MEC vem com diversas variações de modelos ou sistemas, cada um com objetivos de entregar um bom desempenho em diversas áreas, sabendo que QoE pode ser afetada por uma série de fatores, incluindo tempo de resposta, pouca bateria, perda de pacotes, entre outros. Entre os vários modelos e sistemas, também vem as nomenclaturas diferentes. A MEC pode ser dividida em diferentes abordagens, incluindo *Multi-Access Edge Computing* e *Mobile Edge Computing*. No entanto, neste mapeamento, focaremos na análise dos sistemas MEC como um todo, sem diferenciação entre as abordagens, uma vez que algumas das suas diferenças são relativamente pequenas.

2.3 Offloading

A técnica de *offloading* é um dos recursos na computação de borda, permitindo transferir tarefas (*task*) de processamento entre dispositivos do sistema, de forma a reduzir o tempo de resposta e melhorar a vida útil dos dispositivos móveis. Tal aspecto é importante, considerando o crescente papel dos dispositivos móveis em nossas vidas.

A técnica de *offloading* pode ser definida por três tipos: a transferência local, completa ou parcial. A transferência local significa que o dispositivo vai realizar a tarefa sozinho, assim consumindo os recursos somente do dispositivo. A transferência completa significa que todas as tarefas vão ser transferidas e realizadas no servidor MEC. A transferência parcial consiste na mistura da local e completa, podendo ser a mais complexa, por envolver mais decisões. Quando o dispositivo opta pela transferência local, o tempo que o dispositivo leva para concluir a tarefa é o único atraso considerado no cálculo. Quando o dispositivo opta pela transferência completa ou parcial, o atraso na conclusão da tarefa envolve três partes: (1) o tempo de transmissão sem fio do dispositivo para a rede MEC, (2) o tempo para processar a tarefa no servidor e (3) o tempo de transmissão sem fio do resultado de volta para o dispositivo (ZHANG Y., 2022). No entanto, a otimização de *Offloading* em MEC enfrenta problemas e limitações. Um desses problemas é a dificuldade de dividir tarefas sequenciais entre as máquinas da infraestrutura (DAI, 2018).

Dessa maneira, a escolha da tarefa a ser feita local, transferida para a nuvem ou para a borda é um desafio comum na técnica de *offloading*. Essa seleção envolve a análise de diversos fatores, como consumo de energia, largura de banda, latência, capacidade de processamento e disponibilidade dos recursos de borda. Uma seleção inadequada pode levar a uma baixa eficiência do sistema como um todo. Portanto, é importante que existam algoritmos e estratégias eficientes para a seleção de tarefas a serem descarregadas. Pode-se notar que é um dos principais tópicos abordados pelos estudos, como em Dai (2018), Wang (2017), Cheng (2022), Tang (2022) e muitos outros. A tomada de decisão é crucial para a otimização do sistema.

2.4 Computação Conjunta e Alocação de Recursos

A computação conjunta e alocação de recursos consistem na utilização conjunta de diversos computadores e máquinas para resolver um mesmo problema e enquanto trata da escolha dos recursos a serem utilizados. Essas questões têm aplicação em diversas áreas, incluindo o *Offloading* em ambientes MEC, em que a disponibilidade, equilíbrio e distribuição dos recursos são fatores críticos para o funcionamento do sistema (NING, 2019). Computação conjunta, ou em inglês *Joint computation*, é uma estratégia em que as tarefas são distribuídas entre diferentes dispositivos, incluindo atribuição de subcanais, para maximizar a taxa total de *offloading*. A alocação de recursos envolve a decisão de como distribuir as tarefas entre os dispositivos disponíveis é uma tarefa complexa e existem muitos estudos nessa área.

A computação conjunta e a alocação estão relacionadas com problemas de alta complexidade, devido a sua natureza de decisões difíceis. São problemas comuns na área de computação envolvendo o *offloading*, esses tópicos envolvem teorias complexas e estudos matemáticos difíceis de resolver devido à presença de problemas NP-difícil e não-convexos associados a eles, tornando-os um dos mais difíceis de serem solucionados de forma ideal (NING, 2019). Desafios associados a essa natureza da computação conjunta e alocação são como problemas de heterogeneidade de dispositivos e seleção de algoritmos de decisão adequados (LIYANAGE, 2021). Os estudos desse tópico são dependentes do tipo de rede e do seu modelo ou sistema. Então, devem ser levados em

consideração os parâmetros e aspectos específicos da MEC e de *Offloading*, aspectos como o tipo de servidor, servidores múltiplos ou um único servidor MEC, entre outros.

2.5 Problemas NP-Difícil e Não-Convexo

Problemas complexos em computação podem ser explicados de várias maneiras, porém neste trabalho vamos focar em apenas dois tipos mais importantes: problemas NP-difícil e problemas não-convexos. O primeiro tipo, problemas NP-difícil, refere-se a problemas que são teoricamente difíceis de serem resolvidos e não possuem uma solução conhecida em tempo polinomial. Esses problemas são considerados extremamente desafiadores do ponto de vista computacional. O segundo tipo, problemas não-convexos, refere-se a problemas que não possuem uma única solução ótima, mas sim várias soluções que apresentam um valor de desempenho similar. Isso torna difícil encontrar a melhor solução entre todas as possíveis (GAREY & JOHNSON, 1979).

Na área da computação, são desenvolvidas diversas técnicas, métodos e algoritmos para abordar esses problemas complexos conhecidos. Um exemplo é a alocação de recursos, que é um tópico abordado neste trabalho. A alocação de recursos envolve o problema de distribuição eficiente de recursos limitados em diferentes contextos, como a gestão do tráfego em redes MEC.

Entre os algoritmos, métodos e técnicas utilizados para resolver esses problemas estão o *Mixed non-linear programming* (MINLP) e métodos de *Lagrange*, os quais são encontrados nos artigos mapeados neste trabalho.

2.6 Modelos e Sistemas

Nesta subseção, serão apresentados alguns modelos e sistemas, relacionados a redes de computadores, que são usados nos artigos mapeados. No âmbito de redes de computadores, é comum levar em consideração os modelos e sistemas utilizados. Para começar, o uso dos métodos que múltiplos usuários compartilhem o mesmo canal do rádio,

ou *Non-Orthogonal Multiple Access* (NOMA) tem sido amplamente estudado como uma técnica eficiente para melhorar a capacidade em sistemas de comunicação sem fio, trazendo mais benefícios do que o tradicional *Orthogonal Frequency Division Multiple Access* (OFDMA) (NING, 2019). As técnicas NOMA permitem “recurso espectral”, simultaneamente, através da alocação dos diferentes níveis, sendo uma técnica poderosa para conectividade (HAN, 2019). Essa abordagem possibilita uma maior eficiência energética e capacidade do sistema, ao permitir que os usuários compartilhem o espectro de maneira não-ortogonal (ZHANG Y., 2022). O termo “ortogonal” significa que os recursos são alocados de forma que os usuários não interferem uns nos outros. Logo se for feito de forma não-ortogonal, haverá interferência entre os usuários, porém será utilizado menos espaço, fazendo melhor uso dos recursos (VAERZI, 2019).

Outro aspecto importante a ser abordado é o *Device-to-Device* (D2D), uma tecnologia que permite a comunicação direta entre dispositivos móveis próximos, sem a necessidade de passar por uma estação base. D2D possibilita a troca de dados e serviços entre dispositivos, o que pode ser utilizado para melhorar o desempenho e a eficiência dos sistemas MEC. Uma variante desse sistema é o *Vehicle-to-Vehicle* (V2V), onde a tecnologia foca na comunicação entre veículos próximos, com foco em ambientes móveis e dinâmicos. Porém, ambos têm seus limites e desafios, como recursos limitados (ZHANG Y., 2022), resultado no surgimento de outros modelos de sistemas com *Road-side-unit* (RSU), onde os veículos têm estações posicionadas estrategicamente para auxiliar esses sistemas MEC V2V.

Os modelos que habilitam *Unmanned Aerial Vehicles* (UAVs) vem do mesmo sistema do V2V, porém com focos diferentes. UAVs têm sido utilizados como plataformas móveis para oferecer serviços de computação e armazenamento, muito utilizada em áreas em que a comunicação terrestre está comprometida (ZHANG Y., 2022). Porém, sendo dependente de um servidor central e da heterogeneidade do ambiente (LIU W., 2020). Essas aeronaves não tripuladas podem ser empregadas para realizar *offloading*, onde a carga computacional é transferida dos dispositivos móveis para o UAV, aproveitando seu processamento, mobilidade e conectividade.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo, será explicado o método de mapeamento sistemático utilizado neste trabalho.

3.1 Mapeamento sistemático e Revisão Sistemática

Este trabalho tem como objetivo realizar um mapeamento sistemático, que também pode ser chamado de *survey* em inglês, buscando apontar as características gerais do tema estudado. Além de nos fornecer uma base sólida e bem estruturada (DERMEVAL, 2020).

A revisão sistemática e o mapeamento são metodologias que utilizam a literatura e as evidências disponíveis para fornecer um resumo do tema estudado. Embora a revisão sistemática seja mais comumente utilizada nas áreas de medicina e saúde, também tem encontrado aplicações nos campos da computação e engenharia (KITCHENHAM, 2007). Essas metodologias vão além de simplesmente fornecer um resumo; elas seguem um conjunto de regras e protocolos que ajudam a estruturar a pesquisa, garantindo um resultado mais confiável. Elas permitem uma avaliação crítica e comparativa dos estudos incluídos e sintetizam as descobertas. O mapeamento sistemático tem como foco a categorização do tópico de pesquisa de interesse, enquanto a revisão sistemática tem como objetivo apontar causa e efeito (DERMEVAL, 2020).

Um mapeamento sistemático pode ajudar a identificar lacunas e limitações nas evidências existentes e guiar a formulação de novas pesquisas e práticas baseadas em evidências. Isso destaca sua importância e, neste trabalho, vários guias e estudos, como Kitchenham (2007), Galvão & Pereira (2014) e Dermeval et al. (2020) foram utilizados para aplicar a metodologia. Além disso, o artigo que inspirou este trabalho (COSTA, 2017) também foi consultado. A realização dessa metodologia é o cerne deste trabalho, visando realizar um mapeamento estruturado e organizado para melhor compreensão do tema.

3.2 Processo e Estruturamento

Na presente seção, serão descritos cada um dos passos realizados para a replicação do estudo em questão, o qual foi conduzido por dois pesquisadores. Nesse sentido, serão descritas as três etapas consideradas importantes para a execução do mapeamento, conforme proposto por Kitchenham (2007): o planejamento, a execução e a interpretação dos resultados.

O processo teve início com o planejamento e a definição do tema. Na fase de planejamento, foram definidas as fontes de busca e o protocolo, incluindo os critérios de inclusão e exclusão. Em seguida, foi realizada a criação de uma string de busca, a qual passou por ajustes até que se obtivesse a pesquisa que constitui a base deste trabalho. Os passos de cada etapa descritos serão detalhados nas seções seguintes.

O mapeamento sistemático é um processo rigoroso e demorado, seus resultados são tão confiáveis quanto os estudos incluídos na análise. Portanto, a metodologia deve ser cuidadosamente planejada e executada, com transparência e reprodutibilidade como componentes essenciais (KITCHENHAM, 2007).

3.3 Estratégia de pesquisa

Na etapa de planejamento, é necessário formular uma estratégia de pesquisa que será apresentada nesta seção e em suas subseções. Deve-se responder perguntas, definir plataformas de buscas e palavras chaves para o mapeamento do tema proposto (GALVÃO, 2014). Dessa forma, após a escolha do tema de pesquisa, foi estruturada a pergunta deste trabalho. A pergunta que a pesquisa deve responder é: "Quais estratégias e técnicas podem ser utilizadas para melhorar a computação conjunta e alocação de recursos para *Offloading* na computação de borda?" e as subperguntas:

•**Sub-pergunta 1:** Quais são as principais limitações das estratégias para a computação conjunta e alocação de recursos para *Offloading* em MEC?

•**Sub-pergunta 2:** Quais são as estratégias mais eficazes para lidar com as limitações da computação conjunta e alocação de recursos para *Offloading* em MEC?

Essas perguntas e subperguntas fornecem um direcionamento para a pesquisa e ajudam a estabelecer os objetivos do estudo.

3.3.1 Plataformas de busca

A fim de conduzir um mapeamento sistemático confiável e bem embasado, é essencial selecionar fontes de pesquisa relevantes e confiáveis (KITCHENHAM,2007). Para este mapeamento, as seguintes plataformas de busca foram selecionadas com base em sua credibilidade e histórico de publicações de qualidade:

1. ACM Lib
2. IEEE
3. Science Direct
4. Springer Link

3.3.2 Termos de busca

Para conduzir um mapeamento sistemático, é necessário definir termos de busca que possam identificar adequadamente os estudos relevantes para a pesquisa. Os termos de busca são palavras-chave e sinônimos que são combinados em uma string de busca e usados nas plataformas de busca para recuperar os estudos relevantes. Em um mapeamento sistemático, é necessário analisar os artigos de forma quantitativa e qualitativa, utilizando as plataformas de busca e strings para atingir esse objetivo. A busca online, por mais que seja difícil de replicar, ainda é necessário documentar. (KITCHENHAM,2007).

A string final de busca foi desenvolvida a partir de uma combinação de termos que foram considerados relevantes para o tema em questão. Esses termos de busca foram combinados usando operadores booleanos (OR e AND) para obter estudos relevantes

para a pesquisa (Galvão, 2014). É importante lembrar que o termo "*Task Offloading*" também pode ser conhecido como "*Computation Loading*" ou termos semelhantes, por isso foram incluídos na string de busca durante os testes. Foram realizados diversos testes e ajustes até que a string final fosse formulada. A string de busca utilizada nas plataformas de busca foi:

(("edge computing")OR("MEC")) AND (("offloading")OR("balance")) AND ("joint computation") AND ("resource allocation")

E os seguintes termos de busca foram testados e pesquisados:

1. Edge Computing
2. Resource Allocation
3. Joint Computation
4. Offloading
5. Loading
6. Balance
7. Mobile Edge Computing (MEC)
8. Multi-access Edge computing (MEC)
9. Edge
10. MEC
11. Task Offloading
12. Computation Offloading
13. Computational Balance
14. Computation loading

3.3.3 Critérios de seleção de estudos

A seleção dos estudos é uma etapa crucial do mapeamento sistemático, pois permite avaliar a qualidade dos trabalhos e determinar quais serão incluídos na análise. Os critérios de inclusão e exclusão são definidos com base nos objetivos da pesquisa e nas questões de pesquisa formuladas.

3.3.3.1 Critérios de Inclusão

Os critérios de inclusão são utilizados para selecionar os estudos que serão incluídos na análise. Para este trabalho, os seguintes critérios foram estabelecidos:

- 1) Artigos que respondam às questões de pesquisa formuladas;
- 2) Artigos escritos em Inglês ou Português;
- 3) Artigos publicados e disponíveis integralmente nas bases de dados utilizadas;
- 4) Artigos publicados nos últimos 10 anos.

3.3.3.2 Critérios de Exclusão

Os critérios de exclusão são utilizados para eliminar os estudos que não atendem aos objetivos da pesquisa ou não são relevantes para o tema em questão. Os critérios de exclusão estabelecidos para este trabalho são:

- 1) Estudos que não abordam a computação conjunta e alocação de recursos para *offloading* em MEC;
- 2) Estudos que não respondam às perguntas de pesquisa formuladas;
- 3) Artigos incompletos;

- 4) Artigos de resumo e artigos de revisão sistemática;
- 5) Estudos publicados em ano anterior a 2013.

3.4 Processo de Pesquisa

O processo de pesquisa apresentado consistiu em três fases. Na primeira fase, foram realizadas buscas em diversas plataformas utilizando strings abrangentes. Devido às strings muito abrangentes, os resultados iniciais foram em torno de 13.000 artigos. Em seguida, a *string* de busca foi ajustada, foi desenvolvida uma string final, que resultou em uma seleção de 150 artigos a serem avaliados.

A segunda fase consistiu na avaliação desses 150 artigos. Foram retirados os artigos repetidos e aqueles que não atenderam a todos os critérios de inclusão ou que foram compatíveis com pelo menos um critério de exclusão, com base na leitura do título, introdução, resumo e conclusão. Ao final, restaram 76 artigos que foram lidos e classificados individualmente, como está exposto pela Tabela 1, que separa o número de artigos por plataforma. Essa foi uma etapa bastante criteriosa e trabalhosa, que gerou dados e informações na planilha/tabela com base nos tópicos principais e áreas de interesse de cada artigo.

Tabela 1 - Resultado de pesquisas por plataforma

Plataforma	Nº de Artigos
ACM Lib	3
IEEE	49
Science Direct	18
Springer Link	6

Na terceira fase, foi realizada uma síntese dos dados coletados e uma análise crítica dos resultados obtidos. Ao final desse processo, foram identificadas as principais tendências e lacunas na literatura sobre o tema estudado para a categorização.

3.5 Síntese de dados

Essa atividade consiste na análise, compreensão dos dados e organização dos resultados. Os artigos que restaram foram analisados, estudados com mais detalhes, com anotações sobre as suas técnicas e palavras chaves a fim de observar tendências. Além do eventual estudo por livros para melhor compreensão da teoria e técnicas. Utilizando de perguntas-chaves para se guiar em meio a base de dados, estabelecendo objetivos durante a análise. Posteriormente, foram feitas várias tentativas de criar categorias para classificar os artigos, a fim de organizá-los. Foi decidido, finalmente, as suas categorias com base na semelhança de objetivos finais, destacando a variedade de técnicas. Devido a complexidade dos assuntos, veio a necessidade de categorias simples e fáceis de entender, a fim de criar uma tabela que contribua para a compreensão desse assunto.

Devido ao tamanho da base de dados e o escopo desta atividade, este trabalho teve resultados em reunir informações de forma superficial. Vale ressaltar que o escopo desta atividade foi reduzido do seu tamanho original, devido ao objetivo deste trabalho e ao tamanho da equipe. Para realização dessa a síntese dos dados exigiu um enorme esforço.

4 DISCUSSÃO

Neste capítulo, é apresentado o resultado da análise dos 76 artigos. As principais contribuições deste trabalho, a partir desta análise, foram:

- Identificação das abordagens e categorização, destacando as principais abordagens e técnicas utilizadas na literatura;
- Mapeamento dos principais tópicos de estudo e seus desafios nessa área.

A análise dos artigos pode fornecer uma visão do estado atual sobre os temas em questão. Durante a análise, foi elaborada uma tabela com três principais categorias a fim de identificar o que cada artigo trabalha. As categorias foram criadas com intuito de responder perguntas-chaves. Os principais tópicos identificados foram:

- **Foco/Objetivo:** Quais limitações são o foco ou objetivo do artigo? O que o artigo tenta otimizar, minimizar ou maximizar?
- **Técnicas/Estratégias:** Qual é a técnica ou estratégia utilizada para lidar com as limitações? Como o objetivo é alcançado, quais métodos?
- **Sistemas e Modelos:** Qual é o modelo ou sistema nesse cenário?

As categorias criadas no processo de análise tem o intuito de organizar. No entanto, é possível que as categorias sejam superficiais, pois foram feitas para atingir os objetivos deste trabalho. A tabela também serve como um resumo do que se espera dentro deste artigo. É recomendável a leitura completa dos artigos mencionados.

Abaixo encontram-se os resultados que foram divididos em 4 tabelas, ordenadas por ano de publicação. As tabelas são separadas por focos ou objetivos, distribuindo os artigos a suas devidas categorias. Após as tabelas haverá uma análise e discussão sobre

cada categoria, as seções seguintes explicam com mais aprofundamento o que cada categoria significa e suas áreas.

A Tabela 2 destaca os artigos que priorizam minimizar o consumo energético. O foco/objetivo são relacionados a eficiência energética. Este assunto é discutido mais detalhadamente na Seção 4.1.1

Tabela 2 - Artigos que tem como foco minimizar o consumo de energia

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(CAO X., 2018)	Minimizar o consumo energético	Utiliza técnicas como KKT, Lagrange . Reconhece como problema MINLP	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo
(DAI Y., 2018)	Minimizar o consumo energético	Utiliza o método de Lagrange e outros métodos para o algoritmo proposto.	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(GUO F., 2018)	Minimizar o consumo de energia.	Utiliza GA e PSO . Considera como MINLP	Um modelo MEC com Small Cell Network (SCN) .
(HE X., 2018)	Minimizar o consumo energético	Algoritmos baseados em “gradiente descendente” para aprendizagem de máquina e a técnica de Lagrange	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo
(WANG F., 2018)	Minimizar o consumo energético	Utilização de algoritmos especificados no artigo. Foca na tecnologia	Modelo MEC habilitado para <i>Energy Harvest</i>

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
		Energy Harvest	
(CHAI R., 2019)	Minimizar o consumo energético	Reconhece como MINLP , utiliza a estratégias como de Lagrange	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(DAB B., 2019)	Minimizar o consumo energético	Utiliza aprendizagem por reforço e reconhece como <i>Markov Decision</i>	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(Dai Y., 2019)	Minimizar o consumo de energia.	Aprendizado de máquina (DRL)	Modelo (MEC) em redes heterogêneas.
(DU W., 2019)	Minimizar o consumo energético	Propõe um algoritmo baseado em Lyapunov	Sistema modelo de MEC com <i>Energy Harvest (EH)</i>
(LIU K., 2019)	Minimizar o consumo energético	Técnica de otimização com o algoritmo <i>block coordinate descent (BCD)</i> .	MEC com a ajuda da técnica NOMA
(WANG F., 2019)	Minimizar o consumo energético	Estratégias para acessar vários canais de rádio ao mesmo tempo, além de usar Lagrange para solucionar a complexidade	Sistema MEC com <i>Energy Harvest (EH)</i> , usando <i>wireless power transfer (WPT)</i>

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(YANG X., 2019)	Minimizar o consumo energético	Utiliza algoritmo <i>branch-and-bound</i> (BnB) e reconhece como MINLP	MEC com o mecanismo <i>Orthogonal Frequency-Division Multiplexing Access</i> (OFDMA)
(ALIKHALAILEH M., 2020)	Minimizar o consumo de energia.	Resolve o problema como MINLP. Usa PSO e o algoritmo Branch and Bound (BnB)	Um modelo MEC três camadas de computação móvel composto por dispositivos móveis
(CHANG Z., 2020)	Minimizar o consumo energético	otimização multiobjetivo usando modelos de fila e otimização de Lyapunov .	Não tem um sistema específico. Parâmetros explícitos no artigo
(DAI Y., 2020)	Minimizar o consumo energético	Aprendizado de máquina (DRL) e um algoritmo baseado em " Markov Decision "	Modelo (MEC) em redes heterogêneas.
(DUAN X., 2020)	Minimizar o consumo energético	Apresenta um sistema NOMA e algoritmo de cooperação entre servidores próximos e distantes.	Modelo NOMA com dois servidores próximos/distantes em conexão.
(LI H., 2020)	Minimizar o consumo energético	Reconhece como MINLP e utiliza uma técnica heurística, <i>Two-stage Heuristic Optimization Algorithm</i> (THOA) baseado em GA	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
<i>(LIU W., 2020)</i>	Minimizar o consumo energético	Utiliza uma técnica de otimização baseada em aprendizado de reforço	Modelo Mec baseado em uma rede de <i>unmanned aerial vehicles UAVs</i>
<i>(NGUYEN P. D., 2020)</i>	Minimizar o consumo energético	Propõem um algoritmo ganancioso. Reconhece como MINLP . Utiliza Lagrange e técnicas de virtualização.	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
<i>(LIN Y., 2021)</i>	Minimizar o consumo energético	Utiliza o método de otimização de Lyapunov	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
<i>(REN J., 2021)</i>	Minimizar o consumo de energia.	Aprendizado de máquina (DDPG) e método de multiplicador de Lagrange.	Modelo MEC habilitado para <i>Energy Harvest</i>
<i>(WU Z., 2021)</i>	Minimizar o consumo de energia.	Reconhece como MINLP que é resolvido por “ <i>Markov Decision</i> ”. Aprendizado de máquina (JCOTM).	Rede VAMECN formulada como um Processo de Decisão de Markov e Tecnologia NOMA.
<i>(CHAKRABORTY S., 2022)</i>	Minimizar o consumo energético	Utiliza algoritmo genético e esquema de jogos para otimização	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
<i>(LI S., 2022)</i>	Minimizar o	Propõe um algoritmo utilizando a técnica de	Sistema modelo de MEC com <i>Energy</i>

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
	consumo energético	Lagrange	<i>Harvest (EH)</i>
(NGUYEN, 2022)	Minimizar o consumo energético	Aborda o MINLP . Propõem um algoritmo utilizando a técnica <i>successive convex approximation</i> (SCA) para otimização	Modelo MC para UAV e integrando satélites.
(WAQAR, N. 2022)	Minimizar o consumo de energia.	Utiliza Aprendizado por reforço multi-agente, inclui Q-learning, DQL e DDQL .	MEC habilitado para veículos aéreos e terrestres
(XU Z., 2022)	Minimizar o consumo energético	Utiliza algoritmos de <i>Reinforced Learning (RL)</i> , como DQN e MADQN	Modelo MEC para estações aéreas, <i>Aerial Base Stations (AeBS)</i> .
(SHU W., 2023)	Minimizar o consumo energético	Utiliza variante de <i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i> para alocação de recursos	Um sistema MEC heterogêneo com serviços (RSU)

Na Tabela 3 se encontram os artigos que tem como objetivo minimizar o tempo de resposta ou atraso. Além disso, também tem como foco a “garantia de atraso” ou a previsibilidade de tempo de resposta. Este assunto é discutido mais detalhadamente na Seção 4.1.2

Tabela 3 - Artigos que tem como foco em otimizar o tempo de resposta e atraso

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(CHEN Z., 2019)	Minimizar o atraso	Esquema <i>Caching</i> de tarefas, usando KKT . Reconhece como problema MINLP	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo
(HUANG L., 2019)	Minimizar o atraso	Aprendizado de máquina (DQN) para solucionar o problema alocação	Não menciona o modelo ou sistema. Menciona apenas os parâmetros
(XIONG J., 2019)	Minimizar o atraso	Utiliza aprendizagem de máquina(DQN)	Uso de um paradigma chamado <i>Ultra dense network</i> (UDN) em MEC
(CAI Y., 2020)	Minimizar o atraso	Propõe um algoritmo baseado em Lyapunov para melhor controle	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(TANG L., 2020)	Minimizar o atraso	Aproximação convexa sucessiva (SCA) para reduzir a complexidade. Descreve a formulação do problema como MINLP .	Um modelo MEC para HetNet
(ZHANG N., 2020)	Minimizar o atraso	Propõe um algoritmo baseado em Lyapunov e um GA como solução	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(ZHAO J., 2020)	Minimizar o atraso	Utiliza a técnica de Lagrange para propor um algoritmo.	Um sistema MEC com serviços (RSU)
(CHEN M., 2021)	Minimizar o atraso	Aprendizado de máquina (DRL) e algoritmo baseado em Lyapunov	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo
(CHEN R., 2021)	Minimizar o atraso	Utiliza várias técnicas, algumas delas sendo: <i>concurrent best-better response (CBBR)</i> como algoritmo de <i>offloading</i> e <i>game learning approach</i> para agendamento	Um modelo MEC para uma rede de UAV.
(NGUYEN T. T., 2021)	Minimizar o atraso	Otimização do <i>multiple-input multiple-output (MIMO)</i> e <i>channel state information (CSI)</i> . Reconhece MINLP	MEC base, múltiplas antenas
(TEFERA G., 2021)	Minimizar o atraso	Utiliza Aprendizado de máquina (RL) e (DRL), e teoria de jogos	Vários modelos são testados.
(WAN Z., 2021)	Minimizar o atraso	Propõe um algoritmo após reconhecer como	Um modelo MEC baseado em NOMA .

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
		(MINLP)	
(WANG J., 2021).	Minimizar o atraso	Usa a técnica de Lagrange para obter uma solução de baixa complexidade	Um modelo MEC com um sistema de channel state information (CSI)
(XU Y., 2021)	Minimizar o atraso	Com tecnologia " Backscatter ", realiza cálculos, como Lagrange , para alocação de recursos de rádio.	Um modelo MEC de rede heterogênea, denominada de BackComNet com (EH)
(ZARANDI, 2021)	Minimizar o atraso	Algoritmo utilizando programação fracionária e método Lagrange .	MEC com pontos de borda co-localizados (BSs) com servidores, .
(ZHONG S., 2021)	Minimizar o atraso	Um esquema de otimização, propõem dois algoritmos (FixSC) e GenCOSCO). Reconhece MINLP	Um modelo MEC com rede densa e múltiplas estações, " Multi-BS "
(CHEN Z., 2022)	Minimizar o atraso	Algoritmos evolutivos, otimização de enxame (PSO)	Redes MEC para <i>unmanned aerial vehicle</i> (UAV)
(GUO M., 2022)	Minimizar o atraso	Propõe uso de <i>Delay-Greedy Computation Offloading</i> (DGCO) e <i>Reinforcement Learning-based Parallel</i>	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
		<i>Scheduling (RLPS)</i>	
(LIU S., 2022)	Minimizar o atraso	Utiliza a teoria do casamento e o algoritmo iterativo Lagrangiano para lidar com a alocação de recursos	Um modelo MEC para integrar veículos e serviços <i>Road Side Unit (RSU)</i>
(SETHUNATH M., 2022)	Minimizar o atraso	Várias estratégias de "warm-up" para evitar o "Cold start" .	Modelo sem servidor, <i>Function-as-a-Service (Faas)</i> .
(KHAN U. A., 2023)	Minimizar o atraso	Foca no estudo do NOMA e utiliza o método de otimização de Lyapunov	Um sistema MEC para NOMA e <i>device-to-device D2D</i>

Na Tabela 4 são apresentados os artigos que se concentram na disponibilidade ou distribuição dos recursos. Esse aspecto está relacionado com o equilíbrio do uso dos recursos entre os dispositivos da rede. Este assunto é discutido mais detalhadamente na Seção 4.1.3.

Tabela 4 - Artigos que tem como foco na disponibilidade ou distribuição dos recursos

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(LIN X., 2016)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Artigo mais antigo, menciona o uso do Algoritmo Hungaro.	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo
(TI N., 2017)	Minimizar desequilíbrio de carga	Usa <i>Successive Convex Approximation (SCA)</i> e programação geométrica.	Não menciona o modelo ou sistema. Menciona apenas os parâmetros
(WANG C., 2017a)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Propõe algoritmo para Gerenciar o <i>Physical Resource Block (PRB)</i> , um recurso da rede	Rede MEC Heterogênea, com células macro (MeNB) que possui diversas células pequenas (SeNBs)
(WANG C., 2017b)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Propõe “coloração de grafo” para gerenciar o <i>Physical Resource Block (PRB)</i> da rede.	Rede MEC Heterogênea, com células macro (MeNB) que possui diversas células pequenas (SeNBs)
(WANG C., 2017c)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Otimização convexa com <i>alternating direction method of multipliers (ADMM)</i>	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(LI L., 2018)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Utiliza uma técnica chamada Pricing game-based algorithm para gerenciar <i>Physical Resource Block (PRB)</i> da rede	Um modelo MEC com (PRB) reutilizável
(ZHANG J., 2018)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Diversas técnicas gananciosas e diferenciadas, além de utilizar Lagrange, KKT e um jogo de equilíbrio para otimização.	Um modelo MEC específico, chamado HetNet
(CHEN X., 2019)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Técnicas de otimização convexa, incluindo programação linear e algoritmos projeção no subespaço gradiente (PG).	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(HE Y., 2019)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Utiliza Lagrange e KKT para solucionar MINLP e fazer <i>offloading</i> de dois tipos, MEC e D2D	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(LI C., 2019)	Minimizar desequilíbrio de carga	Propõem um algoritmo baseado em Lyapunov para aumentar a taxa de entrega e utiliza técnicas como o Lagrange .	Sistema MEC com <i>Energy Harvest (EH)</i> , usando <i>wireless energy transfer (WET)</i>
(NING Z., 2019)	Otimização da Disponibilidade de	Formula um esquema chamado " <i>Joint</i>	Investiga tanto NOMA quanto

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
	recursos.	<i>Computation Offloading, Power Allocation and Channel Assignment</i> “ (COPACA) , sem métodos conhecidos.	<i>vehicle-to-vehicle (V2V).</i>
(LI G., 2020)	Minimizar desequilíbrio de carga	Utiliza uma versão modificada do PSO e O algoritmo Naive Bayes é utilizado para classificar os nós intermediários	MEC com nós intermediários adicionados na rede em todas as camadas
(QU C., 2021)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Abordagens de aprendizado de máquina e e soluções como “ <i>Markov Decision</i> ”	Um sistema chamado “DroneCOCO _{Net} ”
(ZHANG L., 2021)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Formula uma estratégia, reconhece como MINLP e utiliza Lagrange	Um modelo MEC para uma rede de <i>unmanned aerial vehicles (UAV)</i> .
(ZHANG Z., 2021)	Otimização na alocação de recursos	Utilizando algoritmos para solução de problemas não convexos chamado ADMM	Sistema MEC habilitado para NOMA
(ZHAO X., 2021)	Otimização da Disponibilidade de recursos.	Utiliza a técnica de aprendizado por reforço Q-learning	Não tem um modelo MEC específico. Parâmetros explícitos no artigo
(LIU P., 2022)	Maximização da	Utilizado aprendizado	Sistema

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
	disponibilidade de recursos	de máquina (DRL)	SCMA-MEC em um ambiente dinâmico

A Tabela 5 reúne os artigos que têm objetivos que se afastam dos três mais comuns. Eles geralmente se destacam por terem como foco melhorar os aspectos de segurança, lucro ou outros assuntos relacionados às tecnologias MEC. Os artigos são discutidos mais detalhadamente na Seção 4.1.4.

Tabela 5 - Artigos que têm focos ou objetivos distintos dos mais comuns

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
(DU J., 2018)	Maximizar o lucro	Otimização multiobjetivo com modelos de fila e Lyapunov .	Modelo MEC e um VMECO
(JIE Y., 2018)	Lucro para o provedor	Utiliza várias técnicas como Stackelberg game e Lagrange	Tem um modelo específico, focado no provedor.
(HAN S., 2019)	Segurança	Diversas técnicas como NOMA , algoritmos Dinkelbach e Knapsack .	Modelo NOMA para redes com <i>massive machine type communication</i> (mMTC)
(JIAN Z., 2019)	Lucro para a operadora	Utiliza a técnica de Lagrange e KKT para projetar um algoritmo.	O modelo MEC é baseado em um sistema chamado “ pool BBU da

Autor e Ano	Foco/Objetivo	Técnicas/Estratégias	Sistemas e Modelos
			C-RAN ", onde centraliza e gerencia a rede
(HUANG B., 2020)	Maximizar o lucro	Um algoritmo com método heurístico para preços dinâmicos	Não tem um sistema específico
(SUN J., 2020)	Alocar recursos no ensino de música	É utilizado MEC Stackelberg game como estratégia de ensino	MEC como alocação de recursos no contexto do ensino de música vocal
(LI Y., 2021)	Segurança	Após propor o problema, sugere o uso de <i>block coordinate descent</i> (BCD) e <i>Successive convex approximation</i> (SCA)	Redes MEC para <i>unmanned aerial vehicle</i> (UAV)
(PENG K., 2021)	Segurança	Vários métodos, como <i>simple additive weighting</i> (SAW) para solucionar vários fatores do sistema	MEC habilitado para Cidade Inteligente
(ROOSTAEI R., 2021)	Otimização do lucro para provedoras	Um esquema distribuído de jogo	Um sistema móvel de duas camadas baseado em NOMA
(QIAN L. P., 2023)	Segurança	O método <i>Two-step Alternating Optimization</i> (TAO) para teorização e um algoritmo de busca para otimização	Não tem um modelo específico. Parâmetros explícitos no artigo

A discussão das categorias decorre nas seções seguintes. A análise de cada tabela, sendo separadas por focos ou objetivos, são realizadas nas seções 4.1 e suas subseções. As subseções 4.1.1 - 4.1.4 aprofundam o foco de cada uma das tabelas e suas divisões. A seção 4.2 explora as técnicas/estratégias abordadas e explica sobre seu uso nos artigos. E por fim a seção 4.3 detalha os modelos e sistemas encontrados nos artigos.

4.1 Focos e Objetivos para Otimização

Durante a análise, foi possível observar diversos focos de otimização, entre eles os principais assuntos do tema de *Offloading* em MEC, tais como: consumo de energia, latência, equilíbrio de carga, disponibilidade de recursos, entre outros. Esses assuntos são a base desta classificação e são debatidos brevemente nas subseções. Essa classificação pode proporcionar uma melhor visão das principais tendências e enfoques adotados pelos pesquisadores que foram analisados. Com o intuito de classificar os artigos com base no seu foco de otimização.

Vale ressaltar que a categorização dos artigos em relação ao seu “foco da otimização” pode depender do contexto e dos objetivos de cada estudo. É importante avaliar não só o foco da pesquisa, como também a técnica e o sistema estudado, visto que algumas técnicas podem se mostrar mais adequadas para determinados cenários ou problemas, enquanto outras podem ser mais eficientes em diferentes contextos. Como é possível observar nos estudos de Wang (2018) e Guo (2018), embora ambos tenham como foco a redução do custo energético, são utilizadas diferentes técnicas e sistemas, evidenciando a diversidade de abordagens na área. Portanto, é fundamental considerar as características e restrições de todo o conjunto de cada artigo estudado, devido à natureza tão diversa dos sistemas MEC. Assim, com as metas de otimização escolhidas, poderá ser tomada uma decisão mais apropriada para estudar cada caso.

Outro ponto que é importante ressaltar é que, nas classificações criadas para este trabalho, nota-se que cada artigo menciona algum dos outros focos de trabalho, pois eles estão relacionados entre si, afetando o resultado final. Como pode-se observar no artigo de Dai Y. (2019), apesar do foco ser na redução de consumo energético em um ambiente heterogêneo, ele também considera o tópico de atraso e latência em seus cálculos. Dito

isso, as categorias foram criadas com intuito de identificar o principal objetivo do artigo, porém é comum as classificações estarem entrelaçadas e conectadas entre si. Por fim, alguns artigos ficaram com a classificação “Outros”, isso ocorre quando o artigo demonstra focar em melhorar algo específico que não se encaixe nas três mais comuns classificações.

4.1.1 Consumo Energético

Foi identificado nesse estudo que o assunto mais frequente a ser mencionado é a redução do consumo de energia na computação de borda. A maneira como a energia é utilizada é uma preocupação geral, conforme observado nos artigos analisados, e outros tópicos estão de certa forma relacionados ao consumo energético. Isso demonstra que a questão energética é de suma importância, já que é o tema mais abordado, sendo o foco de 28 artigos dentre os revisados. Vale ressaltar também que, utilizando a ferramenta MAXQDA, esta apontou que a palavra energia está presente em 93% dos artigos considerados neste mapeamento.

Essa ênfase se deve ao fato de ser um aspecto intrínseco da computação de borda e da engenharia da computação, reduzir os custos gerais. Quando são estudados outros assuntos, acabamos por referenciar a redução do consumo energético; por exemplo, se melhorarmos a eficiência e velocidade de alocação de recursos, estaremos menos tempo gastando energia, o que por sua vez reduz o consumo de energia do sistema, como podemos ver em Cao (2018).

Outro tópico interessante de se falar é o *Energy harvest* (EH), relacionado com consumo energético. Alguns termos como *wireless power transfer* (WPT) ou *wireless energy transfer* (WET) também são usados ao invés de EH. É um tópico menos recorrente, sendo estudado apenas em seis artigos: Ren J. (2021), Wang (2018), Li S. (2022), Du (2019), Wang (2019) e Li C. (2019), porém merece sua própria menção. Um assunto que inova ao utilizar a tecnologia de “coleta” de energia pelo ambiente. A técnica consiste em capturar energia de outra maneira, além da bateria, normalmente utilizando antenas ou outros mecanismos, solucionando parte dos desafios dos recursos limitados.

4.1.2 Atraso e Latência

Outro assunto mais comum, de acordo com os dados coletados neste trabalho, são abordagens que se concentram na otimização no tempo de resposta do sistema, ou também conhecido como “atraso” ou latência. É possível encontrar estudos que se concentram em desenvolver diversas abordagens, não apenas melhorar o tempo de resposta, mas também focando em ter garantia na precisão do atraso, podendo ajudar a maximizar a relação entre garantia de atraso e taxa de transferência (GUO, 2022). No entanto, devido à interconexão entre outros fatores do sistema, está diretamente relacionado ao problema de alocação de recursos e computação conjunta, como é possível em ver no estudo do autor Xu (2021) que trata além do problema de atraso, mas também de alocação de recursos, porém mantendo o objetivo final em redução de atraso. A fim de estudar o assunto de *Offloading* é impossível não falar do atraso, pois o tempo da sua transferência causam os atrasos. Atrasos de respostas não seriam problemas em sistemas menos urgentes, porém, no futuro de IoT, onde terá aplicações sensíveis a tempo de resposta, aplicações como carros inteligentes que respondem imediatamente ao meio ambiente, é necessário tratar desse assunto com eficiência.

Estudos recentes, como os de Zarandi (2021), abordam esse assunto e propõem soluções para o problema, o que muitas vezes as soluções não tentam reduzir o tempo de execução e sim os sistemas que impactam no atraso do *offloading* em si. A melhoria desses sistemas mostram uma melhoria direta no tempo de resposta, por exemplo no estudo de Khan U. A. (2023) realiza uma melhoria com a ajuda do dispositivo D2D e a tecnologia NOMA. Eles mostram que a estratégia proposta pode melhorar significativamente o desempenho do sistema em termos de atraso, eficiência da energia além da quantidade de dados que pode processar. É recorrente nos artigos revisados utilizarem mais de uma estratégia para solucionar os problemas de atraso do sistema. Dito isso, não são poucos artigos que focam na melhoria do atraso, porém nenhum deles se destacou por utilizar tecnologias diferenciadas, sendo comum uma junção de várias estratégias.

4.1.3 Disponibilidade de Recursos

O assunto que é dado por “Disponibilidade de recursos” está relacionado com a Distribuição, ou equilíbrio, ou a disponibilidade dos recursos em sistemas MEC. É necessário ter em mente que esse assunto afeta todo o desempenho da computação conjunta e alocação de recursos para *offloading*. Novamente, é importante ressaltar como as classificações criadas por este trabalho estão intrinsecamente relacionadas entre si. Como exemplo, pode ser citado Ning (2019), que tem como foco “Disponibilidade de recurso”, mas estuda tanto energia quanto latência do sistema, através da gerência da rede. Esse assunto tende a variar significativamente entre as redes ou modelos, sistemas, conseqüentemente pelos parâmetros que forem definidos. O ambiente em que é realizado o estudo é crucial para a compreensão deste assunto. Então deve-se levar em conta o ambiente em questão, quando se estuda esse assunto.

Em relação aos desafios, essa categoria trabalha fortemente com a alocação de recursos em MEC, suas abordagens lidam com heterogeneidade dos dispositivos de borda (LIU P., 2022), ou a necessidade de considerar o equilíbrio dentro da rede (LI G., 2020). Dessa maneira, de acordo com os artigos revisados, é possível dizer que este assunto refere-se mais às limitações associadas à alocação de recursos em MEC. Entre as principais limitações identificadas, estão:

A) Disponibilidade de recursos, o recurso estando livre para ser usado pelos usuários da rede. Afetado principalmente pela quantidade de dispositivos presentes no sistema em questão, devido à complexidade imposta pela densidade e dinâmica do tráfego da rede;

B) Equilíbrio de carga, carga computacional entre os dispositivos da rede, podendo também se referir ao armazenamento. Afetado principalmente pelo tipo de dispositivos que estão sendo utilizados, devido à complexidade da heterogeneidade que é imposta.

4.1.4 Outros

Outros tipos de focos foram encontrados neste estudo, como a otimização de “lucro” e definição de preço, visto nos artigos de Jie (2018) e Jian (2019), utilizando

técnicas de *offloading* e alocação de recursos para isso. Por mais que o foco seja aumentar o lucro do provedor de serviço, ainda é mencionada a questão de disponibilidade, energia e latência para atingir o objetivo final.

Um aspecto importante dos sistemas MEC, que raramente entra no estudo de computação conjunta e alocação de recursos, é a segurança, mas ainda assim pode-se ver alguns artigos mencionando segurança como parte da sua preocupação. Porém alguns deles, em específico, focam seu artigo nisso, como é o caso de Peng (2021) e Qian(2023). Ambos os artigos têm como foco a segurança, mas a segurança em servidores MEC ainda tem muitos problemas que exigem ações custosas na sua eficiência, segundo os artigos revisados.

Por último, o artigo de Sun J.(2020) que estuda os limites e desafios de MEC através de seu uso em aulas de música. A tecnologia MEC é usada principalmente para menor latência e redução de energia, porém esse trabalho excêntrico sugere seu uso em um sistema de ensino de canto. Devido a seu foco em estudar MEC de forma tão excêntrica, esse artigo foi classificado como "Outros". Ao utilizar a MEC na alocação de recursos para seu trabalho, este artigo mostra outros possíveis usos e desafios que a computação de borda pode encontrar, merecendo esta menção em especial.

4.2 Técnicas e Estratégias

Nesta parte, são discutidas as diferentes técnicas e estratégias utilizadas nos artigos analisados. Ao avaliar os artigos, é comum encontrar várias abordagens para tratar do assunto em questão. Essas abordagens proporcionam uma compreensão mais profunda de como as metas podem ser alcançadas. Durante a análise, surge a pergunta "Como?". Nesse sentido, busca-se responder a essa pergunta identificando as técnicas e estratégias empregadas. Através delas, é possível entender melhor as contribuições oferecidas pelo artigo. A maioria dos artigos apresenta um resumo das suas contribuições, porém é recorrente não explicar o motivo de usar tais técnicas ao invés de outras. É importante ressaltar que, devido à alta complexidade e variedade de assuntos, a tabela e classificação feita neste trabalho não menciona completamente todas as técnicas e estratégias abordadas nos artigos, sendo incentivada a leitura completa dos artigos para mais detalhes. Por exemplo, no caso de Nguyen (2022), que consta na tabela como

“Aborda o MINLP. Propõem um algoritmo utilizando a técnica *successive convex approximation* (SCA) para otimização”, na verdade utiliza técnicas mais abrangentes do que apenas reconhecer o problema como MINLP e utilizar a técnica SCA. O artigo propõe uma abordagem de otimização combinatória para resolver o problema de alocação de recursos em sistemas que integram comunicação de UAV, terra e satélite, o que seria inviável de resumir em poucas palavras. Desta forma, a tabela menciona algumas das estratégias que são utilizadas, pois a maioria dos artigos utiliza mais de uma técnica para a solução do problema.

É necessário entender os padrões identificados nos artigos. Um desses padrões é a afirmação dos autores que o assunto "Computação conjunta e alocação de recursos para *Offloading* em MEC" trata de um problema não-convexo, caracterizado pela sua alta quantidade "melhor local", e NP-difícil por não haver um algoritmo com tempo de resposta polinomial. Autores como Waqar (2022), Jian (2019), Khan U. A. (2023) e Ning (2019) enfatizam esse fato e mencionam como resolver esse problema. Para isso, uma das estratégias adotadas é a decomposição do problema em subproblemas, seguindo o princípio "Dividir para Conquistar". Essa estratégia de decompor em subproblemas, também torna possível o uso de diversas técnicas no mesmo estudo. Além disso, alguns artigos reconhecem o problema como um "*mixed integer non-linear program*" (MINLP), o que leva a adotarem técnicas ou métodos que tratam isso. Sendo assim, vale mencionar que diversos estudos utilizam do MINLP, como o de Tang L. (2020), que aplicou a técnica a fim de otimizar a alocação de tarefas em sistemas de MEC, levando em consideração a capacidade de processamento e a latência de comunicação dos servidores. Outros artigos revisados (de acordo com a tabela) também utilizam essa estratégia, o que os seus resultados mostram que a utilização da teoria relacionada a MINLP leva a uma alocação de tarefas mais eficiente e equilibrada, reduzindo o tempo de resposta dos aplicativos.

Outro padrão notado nos artigos é a vasta variedade de tópicos abordados no cenário. Isso se deve à abrangência do tema que toca em várias áreas, como: tomada de decisão, economia de energia, latência, movimentação na rede, heterogeneidade e outros aspectos relevantes que merecem atenção. O que aumenta a necessidade de conhecimento em mais áreas da computação e matemática. Outro motivo de ter tanta variedade, possivelmente, seja pela facilidade ou necessidade de dividir em subproblemas. Essa diversidade de tópicos torna possível a utilização de várias técnicas e estratégias para lidar com o assunto, sendo necessário um conhecimento mais amplo sobre computação e seus sistemas em rede. Dessa forma, é necessário apontar esses padrões

presentes, pois permite ter uma visão mais nítida de qual caminho seguir, quais técnicas e estratégias devem ser utilizadas para o assunto em questão.

Segue abaixo a Tabela 5 que mapeia os tipos de abordagens e seus campos, revelando as tendências. Artigos podem estar incluídos em mais de um tipo de abordagem, levando em consideração o que se usa no artigo.

Tabela 6 - Abordagens encontradas nos estudos

Artigos	Abordagem	Nº de Artigos
(LIN X., 2016) (WANG C., 2017c) (CAO X., 2018) (DAI Y., 2018) (HE X., 2018) (WANG F., 2018) (ZHANG J., 2018) (CHEN Z., 2019) (CHEN X., 2019) (CHAI R., 2019) (HAN S., 2019) (LIU K., 2019) (YANG X., 2019) (WANG F., 2019) (NING Z., 2019) (NGUYEN P. D., 2020) (LI H., 2020) (DUAN X., 2020) (DAI Y., 2020) (HUANG B., 2020) (CHEN R., 2021) (LIN Y., 2021) (PENG K., 2021) (NGUYEN T. T., 2021) (WANG J., 2021) (WAN Z., 2021) (ZHANG Z., 2021) (ZHONG S., 2021) (ZARANDI, 2021) (GUO M., 2022) (LI S., 2022) (QIAN L. P., 2023)	Algoritmos da Literatura e Variantes	32
(CAO X., 2018) (GUO F., 2018) (CHAI R., 2019) (CHEN Z., 2019) (HE Y., 2019) (YANG X., 2019) (ALIKHALAILEH M., 2020) (NGUYEN P. D., 2020) (TANG L., 2020) (NGUYEN T. T., 2021) (WAN Z., 2021) (WU Z., 2021) (ZHONG S., 2021) (ZHANG L., 2021) (NGUYEN, 2022)	<i>Mixed Integer Non-Linear Programming (MINLP)</i>	15
(CAO X., 2018) (DAI Y., 2018) (JIE Y., 2018) (HE X., 2018) (ZHANG J., 2018) (CHAI R., 2019) (JIAN Z., 2019) (LI C., 2019) (WANG F., 2019) (NGUYEN P. D., 2020) (ZHANG L., 2021) (ZARANDI, 2021) (XU Y., 2021) (WANG J., 2021) (REN J., 2021)	Lagrange	15
(Dai Y., 2019) (DAB B., 2019) (DAI Y., 2020) (LIU W., 2020) (TANG L., 2020) (QU C., 2021) (REN J., 2021) (TEFERA G., 2021) (WU Z., 2021) (ZHAO X., 2021) (LIU P., 2022) (GUO M., 2022) (XU Z., 2022) (WAQAR, N. 2022)	Aprendizagem de máquina	14
(DU J., 2018) (DU W., 2019) (LI C., 2019) (CAI Y., 2020) (CHANG Z., 2020) (ZHANG N., 2020) (CHEN M., 2021) (LIN Y., 2021) (KHAN U. A., 2023)	Lyapunov	9
(GUO F., 2018) (ALIKHALAILEH M., 2020) (LI	Algoritmos Genéticos	8

H., 2020) (LI G., 2020) (ZHANG N., 2020) (CHEN Z., 2022) (CHAKRABORTY S., 2022) (SHU W., 2023)	(GA)	
(ZHANG J., 2018) (SUN J., 2020) (TEFERA G., 2021) (CHEN R., 2021) (ROOSTAEI R., 2021) (CHAKRABORTY S., 2022)	Esquema de Jogo ou Teoria de Jogos	6
(GUO F., 2018) (LI G., 2020) (ALIKHALAILEH M., 2020) (CHEN Z., 2022) (SHU W., 2023)	<i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>	5
(DAB B., 2019) (DAI Y., 2020) (QU C., 2021) (WU Z., 2021)	<i>Markov Decision</i>	4
(TI N., 2017) (TANG L., 2020) (LI Y., 2021) (NGUYEN, 2022)	<i>successive convex approximation (SCA)</i>	4
(JIE Y., 2018) (SUN J., 2020) (ROOSTAEI R, 2021)	Stackelberg	3
(WANG C., 2017b) (WANG C., 2017a) (LI L., 2018)	Gerenciamento do <i>Physical Resource Block</i> (PRB)	3

4.2.1 Algoritmos da Literatura e Variantes

A maioria, sendo 32 artigos revisados, opta por utilizar algoritmos estabelecidos na literatura, alterá-los ou criar novos algoritmos personalizados, muitas vezes desenvolvidos pelos próprios pesquisadores. Neste tema a gama de opções é ampla, pode-se encontrar vários tipos de abordagens para algoritmos, incluindo otimização combinatória, como demonstrado por Han S. (2019) e Lin X. (2016), algoritmos probabilísticos, conforme exemplificado por Li G. (2020).

Dada a diversidade dessas abordagens, detalhar cada tipo de algoritmo está além do escopo deste trabalho. Nas tabelas alguns algoritmos ainda são citados por nomes, como o *Branch-and-Bound* (BnB) (YANG X., 2019) (ALIKHALAILEH M., 2020). Entretanto, recomenda-se a leitura dos artigos para uma compreensão aprofundada dos algoritmos associados a cada abordagem.

Ressaltando essa ampla variedade, nessa mesma área de otimização são usados algoritmos de agendamento, como por exemplo Guo M. (2022) e Chen R. (2021), e otimização de *caching* (CHEN Z., 2019). Enquanto os algoritmos de agendamento buscam melhorar o tráfego por meio de previsões e decisões inteligentes, a otimização de *caching*

visa aprimorar o uso dos recursos de armazenamento em *cache*. Portanto, o estudo de diversas técnicas permitem soluções em diversas frentes para sistemas MEC.

4.2.2 *Mixed Integer Non-Linear Programming* (MINLP)

O *Mixed integer non-linear Programming* (MINLP) é uma técnica computacional matemática usada para resolver problemas complexos de otimização, nos quais precisamos encontrar a melhor solução possível levando em consideração restrições específicas. Essa técnica é utilizada em problemas que envolvem a alocação de recursos, como em sistemas de telecomunicações, planejamento de produção e logística. Em particular, MINLP tem se mostrado útil em problemas de *Offloading* em MEC, onde a alocação de recursos é crítica para garantir o desempenho e a eficiência do sistema, tornando um problema complexo em algo trivial (CAO X., 2018) (GUO F., 2018) (CHAI R., 2019) (CHEN Z., 2019) (HE Y., 2019) (YANG X., 2019) (ALIKHALAILEH M., 2020) (NGUYEN P. D., 2020) (TANG L., 2020) (NGUYEN T. T., 2021) (WAN Z., 2021) (WU Z., 2021) (ZHONG S., 2021) (ZHANG L., 2021) (NGUYEN, 2022). Sendo encontrado 15 instâncias, outros artigos também mencionam ou utilizam, mas alguns com termos diferentes, como é o caso de Li H. (2020) que utiliza do termo MINP, tornando mais difícil de ser classificado na tabela. Então, há a possibilidade de algum artigo reconhecer como MINLP, porém acabou não sendo classificado neste trabalho de forma correta.

4.2.3 Métodos de *Lagrange*

Semelhante ao MINLP, o *Lagrange* é uma técnica que busca tratar problemas matemáticos com variáveis, incluindo problemas NP-difícil, não-convexo e até mesmo MINLP. Essas técnicas têm sido amplamente utilizadas na área de otimização, pois permite encontrar soluções eficientes para cálculos matemáticos complexos com restrições. O método de *Lagrange* é uma ferramenta poderosa que tem sido aplicada em diversos campos da ciência, engenharia e computação, incluindo a melhoria de sistemas MEC. É recorrente alguns estudos que ao utilizarem a otimização de *Lagrange* também fazem o uso do Karush–Kuhn–Tucker (KKT). Podemos encontrar alguns tipos de *Lagrange*

sendo utilizados nos artigos revisados, como o *Augmented Lagrangian* sendo utilizada nos estudos de Zarandi (2021), ou o método de multiplicadores de *Lagrange* com condição KKT é utilizado para a alocação de largura de banda nos estudos de Ren J. (2021).

4.2.4 Aprendizagem de máquina

A aprendizagem de máquina desempenha um papel significativo na otimização da alocação de recursos em sistemas MEC. Os algoritmos de aprendizado de máquina podem ser treinados com base em dados históricos e padrões de tráfego para realizar previsões e tomar decisões inteligentes sobre a alocação de recursos. Essas técnicas permitem uma adaptação contínua e dinâmica dos sistemas MEC às demandas em tempo real e às mudanças no ambiente de rede. A aplicação dessas técnicas também apresenta desafios, além de precisarem de muito dados e treinamentos para sua implementação. A escolha adequada do algoritmo de aprendizado de máquina, a definição de parâmetros e a quantidade e qualidade dos dados de treinamento são aspectos críticos a serem considerados.

Entre as técnicas, podemos ver uma grande diversidade nos artigos, além da aprendizagem por reforço, ou em inglês *reinforce learning* (RL), também encontramos: *Deep Reinforcement Learning* (DRL), *Deep Q-Network* (DQN), *Deep Q Learn* (DQL), *Deep Deterministic Policy Gradient* (DDPG) e *Double Deep Q-Learning* (DDQL) (Dai Y., 2019) (WAQAR, N. 2022), (XU Z., 2022), (HUANG L., 2019) , (XIONG J., 2019), (LIU P, 2022), (GUO M, 2022), (CHEN M., 2021)(REN J., 2021)(WU Z., 2021). Todas essas técnicas são utilizadas, sendo testadas e experimentadas nos artigos revisados, e elas demonstram melhorias no sistema e na tomada de decisão de forma geral, como se pode ver nos estudos de Dai Y. (2019) e muitos outros.

4.2.5 Algoritmos Genéticos

Outra abordagem comumente empregada na otimização da alocação de recursos em sistemas MEC é a utilização de algoritmos genéticos. A forma como os algoritmos genéticos funcionam faz deles especialmente adequados para problemas de computação

conjunta e alocação de recursos devido à sua complexidade e não-linearidade. Eles exploram um espaço de busca e refinam as soluções até convergir para uma solução promissora, mesmo sendo difícil de encontrar de maneira direta. Essa abordagem permite uma exploração eficiente do espaço de soluções e pode levar a resultados de otimização robustos e de alto desempenho (SHU W., 2023).

Um algoritmo genético que se destaca, nos artigos revisados, é o *Particle Swarm Optimization* (PSO), sendo o mais mencionado e estudado (GUO F., 2018) (LI G., 2020) (ALIKHALAILEH M., 2020) (CHEN Z., 2022) (SHU W., 2023). Este algoritmo demonstra otimizar e trazer eficiência para o sistema. O PSO demonstra ser uma técnica eficiente na otimização de sistemas MEC, proporcionando resultados de alto desempenho. Outros algoritmos genéticos são mencionados (CHAKRABORTY S., 2022), demonstrando também que há espaço para outros tipos, porém PSO aparenta dominar a popularidade.

4.2.6 Teoria de jogos

Outro modelo frequentemente utilizado nos artigos é o modelo de teoria dos jogos, que trata a alocação de recursos como um jogo estratégico entre os usuários e os servidores de borda. Nesse modelo, cada usuário busca maximizar sua própria utilidade, levando em consideração as ações dos outros jogadores e as restrições impostas pelo sistema. É importante ressaltar que a aplicação da teoria dos jogos em sistemas MEC também apresenta desafios, como a necessidade de considerar informações completas e precisas sobre as preferências e objetivos dos usuários. É geralmente utilizado como modelagem de problemas para serem solucionados, como é o caso de *Nash Equilibrium* e o *Markov Decision Process* (MDP) (ZHANG J., 2018) (WU Z., 2021). Nos artigos revisados tem se mostrado comum utilizá-los para modelar problemas de decisão sequencial, nos quais um agente toma ações em um ambiente incerto com base em uma política (estratégia) para maximizar alguma medida de desempenho ao longo do tempo. Pode-se ver como Chen R. (2021) cita a eficácia e baixa complexidade computacional da teoria dos jogos em problemas de otimização de recursos distribuídos em redes sem fio.

Dentre os esquemas usados, o esquema Stackelberg (JIE Y., 2018) (SUN J., 2020) (ROOSTAEI R., 2021), que é mais comumente utilizado nos estudos que tem como foco a otimização de lucro das provedoras. No esquema Stackelberg, os usuários competem para

obter a maior fatia possível dos recursos disponíveis, com o objetivo de maximizar seus próprios benefícios.

4.3 Sistemas e Modelos

A análise dos artigos revisados revela uma variedade de modelos MEC e suas aplicações específicas, tais como comunicação *Device-to-Device* (D2D), *Vehicle-to-Vehicle* (V2V) e sistemas habilitados para *Energy Harvesting* (EH). Esses modelos apresentam benefícios significativos em termos de eficiência no sistema, como dito anteriormente no documento. Os modelos visam compreender o desempenho do sistema MEC em diferentes cenários. Sistemas e modelos é a classificação que tem a maior dificuldade de ser estudada, devido a suas mais diversas nomenclaturas como *Ultra dense network* (UDN) (XIONG J., 2019), HetNet (ZHANG J., 2018) (TANG L., 2020), “DroneCOCOCoNet” (QU C., 2021) e entre outros. É fácil se perder com tantos nomes e seus significados, podendo levar a confusão, como é o caso identificar a diferença de redes heterogêneas para “HetNet”. A HetNet é uma abreviação de *Heterogeneous Network*, ou Rede Heterogênea em português. No entanto, apesar de tantos modelos e sistemas diferentes, muitos artigos revisados adotam um modelo MEC mais genérico, onde são fornecidos parâmetros e métricas para realização de simulações, podendo ser encontrado nas tabelas como “não tem um modelo específico”.

Nos estudos que merecem maior atenção estão as tecnologias MEC em sistemas mais móveis como a aplicação de *unmanned aerial vehicles* (UAV). Neles é discutido o impacto desses sistemas móveis que podem ajudar em casos ou de alta demanda, de emergências ou locais em que as estações terrestres não funcionem devido a danos ou sobrecarga. É uma abordagem promissora, já que é possível solucionar diversas situações, podendo ser implantadas rapidamente e se adaptar (LIU W., 2020) (CHEN R., 2021) (ZHANG L., 2021) (LI Y., 2021) (CHEN Z., 2022) (XU, 2022). Essa tecnologia permite ter a opção de providenciar os benefícios da tecnologia MEC, como menor latência, a qualquer momento. Além de discutir seus usos e benefícios, é também apontado os seus desafios. Os desafios e limites associados ao escalonamento de usuários, a alocação de recursos, interferência e ao controle de trajetória de UAV para o *offloading*. É comum ter como principal foco minimizar o custo energético e atender aos requisitos de atraso, devido a demanda nas baterias. As restrições relacionadas aos limites de tempo máximo também

são abordadas nos sistemas e modelos integrados com satélites e comunicação terrestre (NGUYEN, 2022).

Como dito anteriormente, o ambiente de estudo desempenha um papel crucial na compreensão deste assunto complexo. É nesse contexto que as técnicas e estratégias usadas para analisar os modelos MEC ganham relevância. A configuração do ambiente, seja ele urbano, rural, ou baseado em tecnologias móveis como UAVs, influencia diretamente as decisões sobre quais modelos, estratégias ou foco são mais apropriados a serem aplicados. Além disso, as condições do ambiente afetam a precisão das simulações e dos resultados obtidos, impactando a validade das conclusões. Deve-se levar em conta onde foram realizados seus estudos, na maioria dos casos os modelos foram feitos em simulações, um ambiente controlado ou teórico. Portanto, considerar o ambiente de estudo é essencial para garantir que as estratégias adotadas sejam apropriadas.

Entre as características dos sistemas importantes de mencionar estão os métodos NOMA, que surgem como um dos principais métodos para implementação das tecnologias MEC. Esse método permite mais usuários dividirem o mesmo recurso simultaneamente. Nos artigos revisados, o uso de métodos NOMA tem demonstrado melhoria no sistema, o que pode ser necessário para alcançar o futuro IoT (HAN, 2019) (LIU K., 2019) (NING Z., 2019) (DUAN X, 2020) (ROOSTAEI R, 2021) (WU Z., 2021) (WAN Z., 2021) (ZHANG Z., 2021) (KHAN U. A., 2023) .

4.4 Discussão dos Resultados

Uma grande quantidade de artigos está sendo publicada a cada ano, acredita-se que vários estudos relacionados com a área MEC ainda estão em andamento. As soluções encontradas nos artigos revisados são promissoras e eficazes. Nos estudos, são expostos os benefícios dessa tecnologia: além da eficiência no tempo de resposta e consumo energético também tem maior escalabilidade, conectividade e dinamismo. Os desafios encontrados envolvem a tomada de decisões eficazes para *offloading*, o gerenciamento de recursos limitados e a adaptação dinâmica às condições da rede. O avanço dessa tecnologia é algo que se torna cada vez mais viável se implementar, mesmo com suas limitações de recursos. As pesquisas devem continuar, pois demonstram satisfazer as necessidades que o futuro das redes de computadores exigem. São poucos artigos que

afirmam ter resultado de uma solução “subótima”, como Wang J. (2020), mas boa o suficiente para alcançar o objetivo. Porém, a grande maioria das simulações revelam obter soluções de melhoria no sistema. Portanto, é essencial obter investimento nesse setor, visto que está relacionado com algo tão crucial para a sociedade. Dito isso, foi encontrado que na grande maioria dos autores são chineses, revelando uma baixa diversidade na contribuição nesse assunto, podendo acarretar em soluções tendenciosas ou escopos específicos.

É possível afirmar que as abordagens nessa área exigem o uso de um conjunto de estratégias e métodos para obter melhoria do sistema, ao invés de focar em apenas um fator, mas sim na otimização de vários fatores. Também é possível observar que existe um padrão de estrutura em sua grande maioria, onde o artigo tenta descrever o problema de forma matemática, após isso vem a parte criativa de escolher técnicas para solucionar o problema. Por fim são executadas simulações e cálculos comparativos com outros *benchmarks*. Esse padrão de descrever o problema de forma matemática permite que os pesquisadores descrevam de forma precisa e quantitativa os desafios e as metas associadas ao problema complexo. Ao formular um problema complexo em termos matemáticos, os pesquisadores podem aplicar técnicas comprovadas da teoria da computação para encontrar soluções eficazes. A necessidade de formulação matemática é ainda mais evidente quando consideramos a diversidade de fatores envolvidos na alocação de recursos em MEC. Esses fatores podem incluir condições de máquinas, requisitos de latência, consumo de energia, largura de banda disponível, capacidade de processamento e muito mais. Transformar esses requisitos em equações e restrições matemáticas permite que os pesquisadores avaliem objetivamente o desempenho do *offloading* e alocação de recursos, ou do sistema como um todo.

É evidente o uso dos mais variados algoritmos para resolver problemas associados a esse tema, como pode ser notado pela Tabela 6, onde 32 artigos adotam abordagens das mais diversas. Outro ponto é a popularidade das implementações das tecnologias do campo de inteligência artificial (IA), como aprendizagem de máquina e algoritmos genéticos. Isso se deve a tendências desse campo de tentar resolver problemas de escolhas, apesar de requerir muitos dados para treinamento das IAs. Talvez, esta seja apenas uma tendência da atualidade acadêmica e da sociedade, onde cada vez mais se tenta incorporar IA para resolver os problemas da sociedade. Dessa forma, é evidente a popularidade de IA, tanto pela quantidade e pelo uso de IA em conjunto com diversas técnicas de algoritmos.

Entretanto, percebe-se, por meio deste mapeamento, que os novos pesquisadores devem estar a par dos cálculos matemáticos envolvidos nessa área de "Computação conjunta e Alocação de recursos para *Offloading* em MEC". Os cálculos matemáticos são fundamentais para a análise dos diversos aspectos, tais como custo energético, latência, atraso e processamento. Outro ponto, igualmente importante, é ter um entendimento dos parâmetros relacionados às redes MEC, uma vez que esses parâmetros podem influenciar as técnicas e estratégias adotadas em diferentes sistemas. Logo, é recomendado a leitura de um livro ou artigos que aprofundam esse conhecimento, como o livro de Zhang Y. (2022).

É necessária atenção, pois muitos dos artigos são difíceis de entender, mesmo seguindo uma estrutura padrão, além de que alguns parecem cópias um dos outros, apesar de não serem, como são os casos de (WANG C., 2017a), (WANG C., 2017b) (WANG C., 2017c), e (DAI Y., 2019), (DAI Y., 2020). Outro fator é a falta de explicação do conceito e o uso de cálculos matemáticos avançados. Os artigos assumem que já haja um conhecimento teórico das abordagens, sendo importante a necessidade de uma base de conhecimento para os assuntos abordados ao realizar um estudo desses artigos. Alguns artigos seguem um padrão de escrita que deixa a desejar, exemplos como Chen (2019), não menciona que tipo de recursos são necessários para serem "alocados" ou qual é o significado da técnica ou termo em uso como em Zhang J.(2021) que não explica a sigla "ADMM", nem o que ela é. Além disso, muitas vezes não se utiliza a sigla comum, como é o caso de Li H. (2020) que chama MINP invés de MINLP. Outra crítica é a ausência de detalhes importantes para reproduzir os experimentos dos artigos, como é o caso de Cao X. (2018) e muitos outros, onde não revela o *benchmark* utilizado. Contudo, vale lembrar que em sua maioria, os artigos são publicados em convenções onde, talvez, o tópico ou técnicas já são conhecidas, sendo desnecessário a explicação, tornando essas críticas inválidas.

O escopo desse assunto é vasto, exigindo um estudo abrangente, pois sempre há novos tópicos que podem ser explorados nessas redes de computadores, com sua complexa interconexão que afetam o seu ambiente. Por exemplo, é necessário compreender aspectos diversos da área da computação, como inteligência artificial, assim como aspectos relacionados à energia, rádio e especificações das máquinas envolvidas, além de considerar a natureza dinâmica e densa de uma rede.

Seria interessante, para um estudo futuro, a compreensão da relação da escolha entre os métodos utilizados e compará-los entre si, até mesmo no ponto de criação de

“subproblema”. Algo recorrente nesse assunto de “computação conjunta e alocação de recursos” é utilizar algoritmos e métodos após dividir o problema em subproblemas, ou após a descrição do problema em fórmulas matemáticas. Geralmente o problema é dividido em subproblemas menores, e a escolha de como é feita é, aparentemente, diferente para cada artigo, sendo algo que poderia ser analisado e comparado de forma mais aprofundada no futuro. Muitos dos artigos utilizam os mesmos métodos porém há uma notável distinção na escolha de quais métodos são utilizados, contudo nem sempre é explicado a linha de raciocínio.

5 CONCLUSÃO

Por meio deste mapeamento sistemático, foi possível analisar diversos artigos científicos que abordam o tema a computação conjunta e alocação de recursos para *offloading* em MEC e obter resultados que contribuem para o conhecimento na área. Utilizando uma string de busca nas plataformas IEEE, Science Direct, Springer Link e ACM Lib, foram obtidos 150 artigos, os quais foram submetidos a critérios de inclusão e exclusão, resultando em 76 artigos. Estes artigos foram analisados e classificados segundo as categorias: Foco/Objetivo, Técnicas/Estratégias e Sistemas/Modelos. As tabelas de 2 a 5 resumem as contribuições dos artigos revisados e foram divididas em quatro de acordo os tipos de objetivos encontrados, sendo a otimização da eficiência energética a mais comum (28 artigos), seguido de melhoria na latência (21), otimização da disponibilidade dos recursos (17), e focos diversos, como melhoria nos aspectos de segurança e lucro (10). Outra contribuição foi a Tabela 6 que indica o quantitativo e quais técnicas adotadas pelos pesquisadores, onde a maioria (32) opta por algoritmos diversos, incluindo de própria autoria.

Ao final desta pesquisa, fica evidente a importância do estudo pela crescente demanda por serviços computacionais. Os resultados mostram que as propostas devem ser usadas como uma estratégia conjunta de otimização de vários fatores, não a melhoria de apenas um deles, mas a combinação das três principais categorias: eficiência energética, tempo de resposta e distribuição computacional. Além dos mais variados algoritmos, é possível notar a tendência para estudos nos campos de inteligência artificial, devido a sua capacidade de lidar com problemas de múltiplas restrições e condições, porém com a aparente necessidade de obter mais dados e informações para treinamentos

dessas técnicas. Nesse sentido, destaca-se a relevância de buscar entender as diversas soluções e abordagens para as limitações dos sistemas MEC, soluções capazes de lidar com as complexidades inerentes aos ambientes de alta demanda e flutuantes

É importante ressaltar que esta pesquisa não esgota o tema, mas serve como um ponto de partida para futuras investigações e aprimoramentos. Além da compreensão da relação da escolha entre os métodos utilizados e da comparação entre eles, um outro trabalho futuro seria a categorização dos artigos considerando o ambiente ou o modelo. Espera-se que este trabalho estimule novas abordagens e soluções que contribuam para a ciência. Com a rápida evolução da tecnologia e a crescente demanda por aplicações cada vez mais complexas, a computação conjunta e a alocação de recursos para *offloading* em MEC continuará sendo um campo fértil para novas pesquisas e inovações.

REFERÊNCIAS

AHMED A.; AHMED, E. A Survey on Mobile Edge Computing. In: 10th IEEE International Conference on Intelligent Systems and Control, (ISCO 2016). Janeiro 2016. DOI: 10.1109/ISCO.2016.7727082.

ALIKHALAILEH M.; CALHEIROS R.; et al. Data-intensive application scheduling on Mobile Edge Cloud Computing. *Journal of Network and Computer Applications*, v. 167, p. 102735, 2020. ISSN 1084-8045. DOI: 10.1016/j.jnca.2020.102735.

CAI Y.; LLORCA, J.; et al. Mobile Edge Computing Network Control: Tradeoff between Delay and Cost, *GLOBECOM 2020*, 2020.

CAO X.; WANG, F.; XU, J.; ZHANG, R.; CUI, S. Joint Computation and Communication Cooperation for Energy-Efficient Mobile Edge Computing, *IEEE Internet of Things Journal*, v. 6, n. 3, p. 4188-4200, jun. 2018. DOI: 10.1109/JIOT.2018.2875246.

CHAI R.; et al, Task Execution Cost Minimization-Based Joint Computation Offloading and Resource Allocation for Cellular D2D MEC Systems, 2019.

CHAKRABORTY S.; MAZUMDAR, K., Sustainable task offloading decision using genetic algorithm in sensor mobile edge computing, 2022.

CHANG Z.; et al, Dynamic Resource Allocation and Computation Offloading for Edge Computing System, 2020.

CHEN M.; LIU, W.; et al. Edge intelligence computing for mobile augmented reality with deep reinforcement learning approach, *Em: Computer Networks*, v: 195, 2021.

CHEN R.; et al. Joint Computation Offloading, Channel Access and Scheduling Optimization in UAV Swarms: A Game-Theoretic Learning Approach. *IEEE Open Journal of the Computer Society*, v. 2, p. 308-320, 2021.

CHEN X.; CAI, Y.; ZHAO, M.; ZHAO, M., Joint Computation Offloading and Resource Allocation for Min-Max Fairness in MEC Systems, 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2019. DOI: 10.1109/WCNC.2019.8885984.

CHEN Z.; et al. Integrated Task Caching, Computation Offloading and Resource Allocation for Mobile Edge Computing, 2019.

CHEN Z.; ZHENG, H.; ZHANG, J.; et al. Joint computation offloading and deployment optimization in multi-UAV-enabled, MEC systems, 2022.

CHENG K.; FANG, X; WANG, X. Optimized resource allocation and time partitioning for integrated communication, sensing, and edge computing network. *Computer Communications*, v: 194, p. 240-249, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2022.07.030>.

COSTA A; Gerenciando as incertezas dos projetos de software através da Gestão do Conhecimento: Uma revisão sistemática, UFRPE, 2017.

DAB B.; AITSAADI, N.; LANGAR, R. Q-Learning Algorithm for Joint Computation Offloading and Resource Allocation in Edge Cloud, 2019.

DAI Y.; XU, D.; ZHANG, K.; LU, Y.; MAHARJAN, S.; ZHANG, Y. Deep Reinforcement Learning for Edge Computing and Resource Allocation in 5G Beyond, 2019 DOI: 10.1109/ICCT46805.2019.8947146.

DAI Y.; XU, D.; MAHARJAN, S.; ZHANG, Y. Joint Computation Offloading and User Association in Multi-Task Mobile Edge Computing. IEEE Transactions on Vehicular Technology, v. 67, n. 12, p. 12313-12325, Dez. 2018. DOI: 10.1109/TVT.2018.2876804.

DAI Y.; ZHANG, K.; MAHARJAN, S.; ZHANG, Y., Edge Intelligence for Energy-Efficient Computation Offloading and Resource Allocation in 5G Beyond, Em: IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 69, no. 10, pp. 12175-12186, out 2020.

DERMEVAL, Diego; COELHO, Jorge A. P. de M.; BITTENCOURT, Ig I. Mapeamento Sistemático e Revisão Sistemática da Literatura em Informática na Educação. In: JAQUES, Patrícia Augustin; SIQUEIRA, Sean; BITTENCOURT, Ig; PIMENTEL, Mariano. (Org.) Metodologia de Pesquisa Científica em Informática na Educação: Abordagem Quantitativa. Porto Alegre: SBC, 2020. (Série Metodologia de Pesquisa em Informática na Educação, v. 2) Disponível em: <https://metodologia.ceie-br.org/livro-2>

DU J.; et al, Economical Revenue Maximization in Cache Enhanced Mobile Edge Computing, 2018.

DU W.; et al. Multiple Energy Harvesting Devices Enabled Joint Computation Offloading and Dynamic Resource Allocation for Mobile-Edge Computing Systems, 2019

DUAN X.; LI, B.; ZHAO, W., Energy Consumption Minimization for Near-Far Server Cooperation in NOMA-Assisted Mobile Edge Computing System, Em: IEEE Access, v. 8, 2020.

FERNANDO, N.; LOKE, S. W.; RAHAYU, W., Computing with Nearby Mobile Devices: A Work Sharing Algorithm for Mobile Edge-Clouds, IEEE Transactions on Cloud Computing, vol. 7, 2019, doi: 10.1109/TCC.2016.2560163.

FORBES. The New Era of Edge Computing. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/windriver/2022/09/26/the-new-era-of-edge-computing/?sh=684224232b71> . Acesso em: 17/05/2023.

GALVÃO T.F.; PEREIRA, M.G. Revisão sistemática da literatura: passos para sua realização. Epidemiologia e Serviços de Saúde, 2014.

GAREY M. R.; JOHNSON, D. S., Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness. San Francisco, Calif.: W. H. Freeman and Co, 1979.

GARTNER. MEULEN R., What Edge Computing Means for Infrastructure and Operations Leaders. , 2018, Disponível em: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/what-edge-computing-means-for-infrastructure-and-operations-leaders>. Acesso em: 04/09/2023.

GUO F.; et al. An Efficient Computation Offloading Management Scheme in the Densely Deployed Small Cell Networks With Mobile Edge Computing. IEEE/ACM Transactions on Networking, v. 26, n. 6, p. 2651-2664, dez. 2018. DOI: 10.1109/TNET.2018.2873002.

GUO M.; MUKHERJEE, M.; LLORET, J.; LI, L.; GUAN, Q.; JI, F.. Joint computation offloading and parallel scheduling to maximize delay-guarantee in cooperative MEC systems. Digital Communications and Networks, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2022.09.020>.

HAN S.; et al., Energy Efficient Secure Computation Offloading in NOMA-Based mMTC Networks for IoT, Em: IEEE Internet of Things Journal, v. 6, 2019, DOI: 10.1109/JIOT.2019.2904741.

HE X.; et al. Energy-Efficient Mobile-Edge Computation Offloading for Applications with Shared Data, 2018.

HE Y.; REN, J.; YU, G.; CAI, Y., Joint Computation Offloading and Resource Allocation in D2D Enabled MEC Networks. 2019.

HUANG B.; SUN Y.; LI D., Dynamic Pricing of Edge Cooperative Offloading Using a Simple Heuristic. Em: Proceedings of the 2019 7th International Conference on Information Technology: IoT and Smart City, 2020.

HUANG L.; FENG, X.; ZHANG, C.; QIAN, L.; WU, Y., Deep reinforcement learning-based joint task offloading and bandwidth allocation for multi-user mobile edge computing, Digital Communications and Networks, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dcan.2018.10.003>

JIAN Z.; MUQING W.; MIN Z. Joint Computation Offloading and Resource Allocation in C-RAN With MEC Based on Spectrum Efficiency, 2019

JIE Y.; et al. Online task scheduling for edge computing based on repeated Stackelberg game, 2018

KITCHENHAM B. Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software, 2007.

KHAN U. A.; CHAI, R.; AHMAD, S.; et al. Joint computation offloading and resource allocation strategy for D2D-assisted and NOMA-empowered MEC systems. J Wireless Com Network 2023, 2023

LI H.; et al., Joint Optimization Strategy of Computation Offloading and Resource Allocation in Multi-Access Edge Computing Environment. IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 69, 2020.

LI C.; et al. Stochastic computation resource allocation for mobile edge computing powered by wireless energy transfer, 2019.

LI G.; YAO, Y.; WU, J.; et al. A new load balancing strategy by task allocation in edge computing based on intermediary nodes. *J Wireless Com Network* 2020, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1624-9>.

LI S.; ZHANG, N.; JIANG, R.; et al. Joint task offloading and resource allocation in mobile edge computing with energy harvesting, 2022.

LI L.; et al. Joint Computation Offloading and Wireless Resource Allocation in Mobile Edge Computing. *IEEE 4th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, 2018.

LIN X.; ZHANG, H.; JI, H.; LEUNG, V. C. M. Joint computation and communication resource allocation in mobile-edge cloud computing networks, 2016.

LIN Y.; et al. Joint Computation Offloading and URLLC Resource Allocation for Collaborative MEC Assisted Cellular-V2X Networks, 2021.

LI Y., FANG Y. E QIU L., Joint Computation Offloading and Communication Design for Secure UAV-Enabled MEC Systems, 2021

LIU K.; REN, J.; ZHAO, L.; & QIAN, Y., Joint Communication and Computation Resource Optimization for NOMA-Assisted Mobile Edge Computing, 2019.

LIU S; et al. Joint computation offloading and resource allocation in vehicular edge computing networks, 2022.

LIU P.; LEI, J.; LIU, W., A Deep Reinforcement Learning Scheme for SCMA-Based Edge Computing in IoT Networks, 2022, DOI: 10.1109/GLOBECOM48099.2022.10001088.

LIU W.; XU, Y.; QI, N.; YAO, K.; ZHANG, Y.; HE, W., Joint Computation Offloading and Resource Allocation in UAV Swarms with Multi-access Edge Computing, 2020 DOI: 10.1109/WCSP49889.2020.9299713.

LIYANAGE M.; PORAMBAGE, P.; DING, A. Y.; KALLA, A. Driving forces for Multi-Access Edge Computing (MEC) IoT integration in 5G. ICT EXPRESS, v. 7, n. 2, p. 127-137, 2021 DOI: <https://doi.org/10.1016/j.icte.2021.05.007>

MACH P.; BECVAR, Z. Mobile Edge Computing: A Survey on Architecture and Computation Offloading. IEEE Communications Surveys & Tutorials, [s.l.], v. 19, n. 3, p. 1628-1656, terceiro trimestre 2017. DOI: 10.1109/COMST.2017.2682318

NGUYEN P. D.; LE L. B., Joint Computation Offloading, SFC Placement, and Resource Allocation for Multi-Site MEC Systems, 2020.

NGUYEN M. D.; LE, L. B.; GIRARD, A., Joint Computation Offloading, UAV Trajectory, User Scheduling, and Resource Allocation in SAGIN. GLOBECOM 2022, 2022 doi: 10.1109/GLOBECOM48099.2022.10001422.

NGUYEN T. T.; LE, L. B.; LE-TRUNG, Q. Computation Offloading in MIMO Based Mobile Edge Computing Systems Under Perfect and Imperfect CSI Estimation, 2021. DOI: 10.1109/TSC.2019.2892428.

NING Z.; WANG, X.; RODRIGUES P. C. J. J.; XIA, F., Joint Computation Offloading, Power Allocation, and Channel Assignment for 5G-Enabled Traffic Management Systems. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019

PENG K.; et al. Security-Aware computation offloading for Mobile edge computing-Enabled smart city. J Cloud Comp, 2021.

QIAN L. P. ; et al. Energy-Efficient Multi-Access Mobile Edge Computing With Secrecy Provisioning, 2023.

QU C.; et al. DroneCOCOoNet: Learning-based edge computation offloading and control networking for drone video analytics. Future Generation Computer Systems, v. 125, p. 247-262, dez. 2021.

REN J.; XU, S., DDPG Based Computation Offloading and Resource Allocation for MEC Systems with Energy Harvesting. 2021, doi: 10.1109/VTC2021-Spring51267.2021.9448922.

ROOSTAEI R.; DABIRI, Z.; MOVAHEDI, Z., A game-theoretic joint optimal pricing and resource allocation for Mobile Edge Computing in NOMA-based 5G networks and beyond, Computer Networks, v. 198, 2021. DOI: 10.1016/j.comnet.2021.108352.

SETHUNATH M.; PENG, Y., A joint function warm-up and request routing scheme for performing confident serverless computing. High-Confidence Computing, 2022. DOI: 10.1016/j.hcc.2022.100071

SHU W. e LI Y., Joint offloading strategy based on quantum particle swarm optimization for MEC-enabled vehicular networks, 2023.

SUN J. Research on resource allocation of vocal music teaching system based on mobile edge computing, Computer Communications, 2020

TANG H.; et al. Joint Computation Offloading and Resource Allocation Under Task-Overflowed Situations in Mobile-Edge Computing, IEEE Transactions on Network and Service Management, v. 19, n. 2, p. 478-491, jun. 2022. DOI: 10.1109/TNSM.2021.3135389.

TANG L.; HU, H., Computation Offloading and Resource Allocation for the Internet of Things in Energy-Constrained MEC-Enabled HetNets, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2979774.

TEFERA G.; SHE, K.; SHELKE, M.; AHMED, A., Decentralized adaptive resource-aware computation offloading & caching for multi-access edge computing networks, 2021, DOI: 10.1016/j.suscom.2021.100555.

TI N. T.; LE, L. B., Computation offloading leveraging computing resources from edge cloud and mobile peers, 2017 DOI: 10.1109/ICC.2017.7997138.

VAEZI M., DING, Z., POOR, H. V., Multiple Access Techniques for 5G Wireless Networks and Beyond, 2019 doi:10.1007/978-3-319-92090-0.

WAN Z.; et al. Joint computation offloading and resource allocation for NOMA-based multi-access mobile edge computing systems, 2021.

WANG C.; YU, F. R.; LIANG, C.; CHEN, Q.; TANG, L. Joint Computation Offloading and Interference Management in Wireless Cellular Networks with Mobile Edge Computing. IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY, v. 66, n. 8, p. 7432-7445, 2017a. DOI: 10.1109/TVT.2017.2672701.

WANG C.; et al. Joint computation and radio resource management for cellular networks with mobile edge computing, 2017b.

WANG C.; et al. Joint computation offloading, resource allocation and content caching in cellular networks with mobile edge computing, 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC), 2017c

WANG F.; XING, H.; XU, J., Optimal Resource Allocation for Wireless Powered Mobile Edge Computing with Dynamic Task Arrivals, 2019.

WANG F.; ZHANG, X. Dynamic Computation Offloading and Resource Allocation over Mobile Edge Computing Networks with Energy Harvesting Capability, 2018 DOI: 10.1109/ICC.2018.8422096.

WANG J.; FENG, D.; ZHANG, S.; LIU, A.; XIA, X.-G., Joint Computation Offloading and Resource Allocation for MEC-Enabled IoT Systems With Imperfect CSI, 2021.

WAQAR N. et al. Computation Offloading and Resource Allocation in MEC-Enabled Integrated Aerial-Terrestrial Vehicular Networks: A Reinforcement Learning Approach. 2022. DOI: 10.1109/TITS.2022.3179987.

WU Z.; YAN, D.; Deep reinforcement learning-based computation offloading for 5G vehicle-aware multi-access edge computing network, 2021, DOI: 10.23919/JCC.2021.11.003.

XIONG J.; et al. Joint Computation Offloading and Resource Configuration in Ultra-Dense Edge Computing Networks: A Deep Reinforcement Learning Solution, 2019.

XU Y.; GU, B.; HU, R. Q.; LI, D.; ZHANG, H. Joint Computation Offloading and Radio Resource Allocation in MEC-Based Wireless-Powered Backscatter Communication Networks, 2021.

XU, Z. et al., MARL-Based Joint Computation Offloading and Aerial Base Stations Deployment in MEC Systems, 2022, DOI: 10.1109/BMSB55706.2022.9828711.

YANG X.; YU, X.; RAO A., Efficient Energy Joint Computation Offloading and Resource Optimization in Multi-Access MEC Systems. IEEE 2nd International

Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT), p: 151-155, 2019.

ZARANDI S.; TABASSYN H., Delay Minimization in Sliced Multi-Cell Mobile Edge Computing (MEC) Systems, IEEE Communications Letters, vol. 25, no. 6, pp. 1964-1968, jun. 2021, doi: 10.1109/LCOMM.2021.3051558.

ZHANG J.; XIA W.; YAN F.; SHEN L., Joint Computation Offloading and Resource Allocation Optimization in Heterogeneous Networks With Mobile Edge Computing, 2018.

ZHANG L.; ANSARI, N., Optimizing the Operation Cost for UAV-Aided Mobile Edge Computing, 2021.

ZHANG N.; et al. Joint task offloading and data caching in mobile edge computing networks, Computer Networks, v: 182, 2020.

ZHANG Y., Mobile Edge Computing, 2022 DOI: 10.1007/978-3-030-83944-4.

ZHANG Z.; LI, Q.; CHEN, W.; HONG, Z. Distributed Resource Allocation for NOMA-Based Mobile Edge Computing with Content Caching, 2021

ZHAO J; et al. Mobile-aware and relay-assisted partial offloading scheme based on parked vehicles in B5G vehicular networks, Physical Communication, volume 42, 2020.

ZHAO X.; et al. Low load DIDS task scheduling based on Q-learning in edge computing environment, 2021.

ZHONG S.; GUO, S.; YU, H.; WANG, Q., Cooperative service caching and computation offloading in multi-access edge computing, *Computer Networks*, v. 189, 2021. DOI: [10.1016/j.comnet.2021.107916](https://doi.org/10.1016/j.comnet.2021.107916)