

# Uma Revisão Sistemática sobre Consolidação de Servidores em Ambientes de Computação em Nuvem via Lógica Fuzzy

Rafael R. Bastos<sup>1\*</sup>, Vagner A. Seibert<sup>1\*</sup>, Gabriel R. Silva<sup>1†</sup>,  
Bruno M. P. Moura<sup>3</sup>, Giancarlo Lucca<sup>2</sup>, Adenauer C. Yamin<sup>1</sup>, Renata H. R. Reiser<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Centro de Desenvolvimento Tecnológico – Universidade Federal de Pelotas (UFPel)  
Pelotas – RS - Brasil

{rrbastos, grosilva, vaseibert, adenauer, reiser}@inf.ufpel.edu.br

<sup>2</sup>PGEEC - Universidade Católica de Pelotas (UCPEL), Pelotas - RS - Brasil

giancarlo.lucca@ucpel.edu.br

<sup>3</sup>Diretoria de Tecnologia de Informação e Comunicação (DTIC)  
Universidade Federal do Pampa (UNIPAMPA) - Bagé-RS - Brasil

brunomoura@unipampa.edu.br

**Abstract.** *This systematic review investigated the use of Fuzzy Logic in server consolidation in Cloud Computing. The analysis of 7 studies revealed the state-of-the-art in this area and demonstrated that Fuzzy Logic is used for the dynamic definition of limits and workloads of physical and virtual machines, enabling the adaptation of the model to fluctuations and facilitating decision-making on migration. The works address optimization or reduction of energy consumption as a common concern. This study contributes to the understanding of the role of Fuzzy Logic in efficient resource management in Cloud Computing, providing insight into the most relevant approaches and applications in this context.*

**Resumo.** *Esta revisão sistemática investigou o uso da Lógica Fuzzy na consolidação de servidores em Computação em Nuvem. A análise de 7 estudos revelou o estado da arte nessa área e demonstrou que a Lógica Fuzzy é utilizada para a definição dinâmica dos limites e cargas de trabalho de máquinas físicas e virtuais, permitindo a adaptação do modelo às flutuações e facilitando a tomada de decisão sobre migração. Os trabalhos abordam a otimização ou redução do consumo energético como uma preocupação comum. Esse trabalho contribui para a compreensão do papel da Lógica Fuzzy na gestão eficiente de recursos na Computação em Nuvem, fornecendo entendimento sobre as abordagens e aplicações mais relevantes nesse contexto.*

## 1. Introdução

A Computação em Nuvem (CN) é um paradigma computacional para o compartilhamento de recursos de maneira ubíqua e sob demanda em um ambiente de rede, classificada conforme o modelo de serviço em *Infrastructure as a Service* (IaaS), *Platform as a Service* (PaaS), *Software as a Service* (SaaS) e *Function as a Service* (FaaS) [Mittal et al. 2019, Long et al. 2022, Sowrirajan 2022].

---

\*Discente de pós-graduação

†Discente de graduação

Uma das principais demandas de um ambiente de CN é o gerenciamento eficiente de recursos, buscando a eficiência energética e, ao mesmo tempo, mantendo satisfatórios *Service Level Agreements* (SLA) e *Quality of Service* (QoS). O problema de minimização do consumo de energia na CN sobre restrições de QoS é complexo, e faz parte da pesquisa em consolidação dinâmica de Máquinas Virtuais (MV), caracterizado como um problema NP-Difícil [Beloglazov and Buyya 2013, Ferdaus et al. 2014].

A consolidação de MV é estruturada determinando-se as máquinas físicas sobrecarregadas e as sub-utilizadas, a seleção de MV a serem migradas e a alocação dessas MV em outras máquinas físicas. Contudo essa estratégia é uma tarefa complexa, pois a detecção de excessos de carga de trabalho e o início de uma migração não conseguem responder às mudanças súbitas e dinâmicas do ambiente de forma ágil [Moura 2022].

Para auxílio à tomada de decisão, suporte ao tratamento das incertezas e imprecisões das variáveis envolvidas na consolidação de MV na CN, a Lógica Fuzzy (LF) pode ser empregada. As primeiras noções da LF foram apontadas por Jan Lukasiewicz [Font and Hájek 2002] em 1920, um lógico polonês que introduziu a lógica dos conceitos vagos a partir dos conjuntos com três graus de pertinência (0, 0,5, 1).

Segundo [Von Altrock 1996], a primeira publicação sobre LF foi em 1965, quando recebeu esta denominação. Seu autor foi Lotfi Asker Zadeh [Zadeh 1965], professor na Universidade da Califórnia, Berkeley, EUA, desenvolvendo os fundamentos da LF ao combinar os conceitos da lógica clássica e os conjuntos de Lukasiewicz, definindo as funções de pertinência como extensão das funções características [Zadeh 1994].

A principal diferença entre a proposição definida pelos conjuntos clássicos e a proposição definida sobre conjuntos fuzzy introduzida por Zadeh, está na valoração do grau de pertinência, cujos valores são números reais entre 0 e 1. Na abordagem clássica um elemento pertence ou não a um determinado conjunto, ou é verdadeiro, ou é falso, ou ainda, pode ser 0 ou 1. Na teoria dos Conjuntos Fuzzy (FS), o elemento pode pertencer, não pertencer, ou ainda, pertencer parcialmente a um determinado conjunto. Assim, a cada elemento de um conjunto fuzzy é atribuído um grau de pertinência, tendo como valoração um número real maior que 0 e menor que 1.

Por sua vez, as abordagens baseadas na lógica multivalorada dos conjuntos fuzzy tipo-2 (T2FL) [Zadeh 1973], estendem a abordagem dos conjuntos fuzzy (T1FS) [Zadeh 1965], no sentido de contribuir para soluções de problemas complexos, provendo modelagem para raciocínio, dedução e cálculo com informações imperfeitas.

## **2. Revisão Sistemática da Literatura**

A Revisão Sistemática de Literatura (RSL) é uma metodologia de pesquisa que prevê a execução de uma série de passos para construir o estado da arte em uma área de pesquisa, ou seja, identificar um conjunto de artigos que traz uma prospecção criteriosa do tema de pesquisa abordado [Keele et al. 2007]. Uma característica desta metodologia de pesquisa é que todos os seus procedimentos são registrados, permitindo que o estudo realizado seja reproduzível por outros pesquisadores.

A presente RSL atualiza o estado da arte no contexto de consolidação de servidores em CN, com base em estudos anteriores publicados em [Moura et al. 2022]. Neste caso, busca-se uma visão abrangente do estado da arte, identificando novos e/ou principais

conceitos, incluindo atuais desafios nessa área que envolve computação flexível.

Considerando o ritmo acelerado do desenvolvimento tecnológico, a análise atualizada esta RSL atualizada é essencial para incorporar estudos recentes e explorar tendências emergentes. A construção da RSL permitirá identificar novas variáveis e lacunas de conhecimento, contribuindo para a literatura existente e orientando futuras pesquisas e aplicações práticas na consolidação dinâmica de recursos na computação em nuvem.

O protocolo da RSL incluiu etapas como definição da questão de pesquisa, escolha de palavras-chave e formulação de *string* de pesquisa, seleção de bibliotecas digitais e definição de critérios de inclusão e exclusão de trabalhos. Neste trabalho foi escolhido o Parsifal<sup>1</sup> como ferramenta de apoio à realização da RSL, preservando consistência para extensão dos resultados já consolidados em [Moura et al. 2022].

## 2.1. Questão de pesquisa

O presente estudo é apoiado na seguinte questão de pesquisa:

- Como a Lógica Fuzzy, e suas extensões multivaloradas, contribui para a consolidação de servidores em ambientes de Computação em Nuvem?

A questão de pesquisa visa descobrir como a Lógica Fuzzy tem sido aplicada em ambientes de CN para auxílio na consolidação de servidores e como isso está sendo realizado e reportado na literatura.

## 2.2. Protocolos de busca e seleção em bibliotecas digitais

Para seleção dos projetos utilizou-se uma metodologia definindo um protocolo de pesquisa considerando as adaptações necessárias para as bibliotecas a serem consultadas, e a formulação da *string* de pesquisa, que contemplou a seguinte estrutura e termos chaves: ("*Allocating Virtual Machine*" OR "*Scheduling Virtual Machine*" OR "*Resource Management*") AND ("*Fuzzy Logic*" OR "*Fuzzy*") AND ("*Cloud Computing*").

Para a busca de trabalhos foram selecionadas as seguintes bibliotecas digitais devido à reputação e reconhecimento na comunidade acadêmica, além da grande quantidade de artigos científicos publicados: ACM Digital Library (<https://dl.acm.org>), IEEE Xplore Digital Library (<https://ieeexplore.ieee.org>), Science Direct (<https://sciencedirect.com>), Scopus (<https://scopus.com>), Springer Link (<https://link.springer.com>) e Web of Science (<https://webofscience.com>).

Para a seleção dos artigos foi definido o seguinte Critério de Inclusão (CI):

- CI1 - Trabalhos relacionados em *surveys* ou *reviews*, nos quais é possível identificar uma solução para consolidação dinâmica de servidores na CN usando LF.

E, para a descarte dos artigos foram definidos os Critérios de Exclusão (CE):

- CE1 - Artigo com título ou *Digital Object Identifier* (DOI) duplicado;
- CE2 - Através da análise do título, resumo, palavras-chave, solução proposta, resultados e conclusão é possível identificar que o artigo não apresenta uma solução de consolidação dinâmica de servidores usando LF;

---

<sup>1</sup><https://parsif.al>

- CE3 - Artigo sem acesso público ou institucional;
- CE4 - Trabalho do mesmo autor/grupo, com mesma temática;
- CE5 - A modelagem da abordagem fuzzy não considera ao menos uma das variáveis: Custo de Comunicação (CC), Poder Computacional (PC) ou utilização de *Random Access Memory* (RAM).

### 2.3. Condução da revisão

A primeira etapa realizada foi a aplicação da *string* de pesquisa nas bibliotecas digitais selecionadas e a exportação dos resultados em formato .bibtex. Foram obtidos 1559 trabalhos, aos quais aplicou-se os critérios de inclusão e exclusão, resultando em 7 trabalhos para leitura integral e que são apresentados com maiores detalhes na Seção 3.

A extração dos artigos nas bibliotecas digitais foi realizada em 19 de abril de 2023 aplicando a busca avançada, e as ferramentas lógicas disponíveis em cada base de dados, considerando o período entre os anos de 2019 a 2023. A Figura 1 ilustra o fluxograma do processo de execução desta RSL, começando com a obtenção dos artigos nas bibliotecas e finalizando com a fase de leitura integral dos artigos.

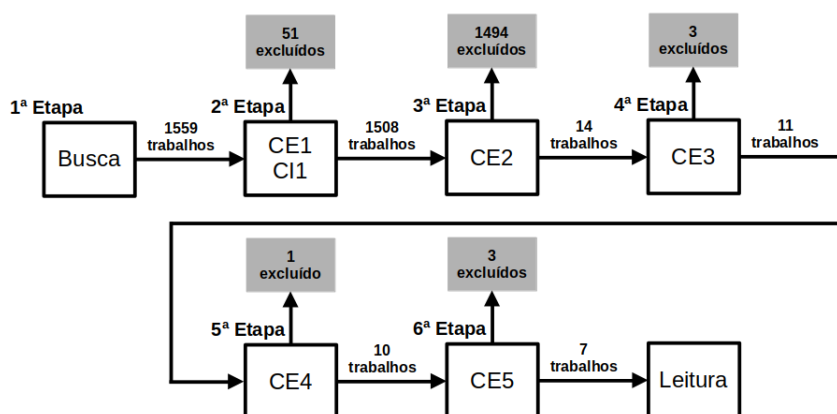


Figura 1. Fluxograma das etapas da RSL

### 3. Trabalhos relacionados selecionados com base na RSL

Nesta seção são discutidos os principais projetos que propõem estratégias fuzzy nas etapas da consolidação dinâmica de servidores na CN. Foram identificados os principais objetivos de cada trabalho, a abordagem utilizada pelo sistema, os recursos considerados para tomada de decisão e o algoritmo utilizado.

(1) Em [Moura et al. 2022], os autores apresentam a *Int-FLBCC* (**Interval Fuzzy Load Balancing for Cloud Computing**), uma abordagem para lidar com incertezas e imprecisões referentes a dinamicidade e flutuações dos recursos de Máquinas Físicas (MF) que compõem a infraestrutura da CN. O sistema é baseado em IvFL e tem como objetivo abordar questões da consolidação dinâmica de servidores visando otimizar o consumo de energético, reduzir a violação de SLA e o número de migrações de MV. A Int-FLBCC identifica o PC, o CC e o nível de utilização de RAM que são normalizados e passam por todas as etapas de um sistema de inferência fuzzy valorado intervalarmente, desta maneira é obtido o nível de utilização de cada MF do ambiente da CN.

(2) No trabalho de [Negi et al. 2021], os autores utilizam uma combinação de AM e T2LF na proposta denominada *clustering-based multiple objective dynamic load balancing technique* (CMODLB), com objetivo de melhorar a utilização de recursos, reduzir o tempo de conclusão e transmissão de tarefas, melhorar o consumo de energia e realizar o balanceamento de carga entre as MF. A estratégia de AM é responsável por clusterizar as MV com base na carga de recursos utilizando uma otimização Bayesiana do algoritmo K-means, chamada BOEK-means. O sistema ainda conta com um escalonador de tarefas em MV suportado pelo algoritmo TOPSIS-PSO.

(3) No artigo de [Jumnal and Kumar 2021] é proposta a abordagem fuzzy denominada SARSA (*State, Action, Reward, State, Action*) Reinforcement Learning (FSRL) que utiliza técnica de Reinforcement Learning (RL) combinada com LF para otimizar a alocação e/ou relocação de MV com intuito de reduzir o consumo energético. Durante o gerenciamento de MV em execução em cada *host*, o algoritmo de RL SARSA orienta a alocação de MV monitorando o comportamento dinâmico de cada *host* no ambiente. O sistema fuzzy auxilia o SARSA criando conjuntos e regras fuzzy que reduzem o conjunto dos *hosts* ativos e com isso minimiza o tempo de busca para alocação das MV.

(4) O trabalho de [Samriya et al. 2023] emprega o algoritmo *Fuzzy Emperor Penguin Optimization* (Fuzzy-EPO), que propõe a realocação de MV sobrecarregada para uma MF sub-utilizada e assim reduzir a tempo de migração do ambiente de CN. O sistema também adota o *Energy Efficient Brownout Approach* (EEBA), um mecanismo de *brownout* baseado no algoritmo *Placement and Consolidation* (PCO) [Xu et al. 2020]. Esse mecanismo é uma estratégia para lidar com situações de sobrecarga, quando realiza a redução temporária dos recursos alocados, com objetivo de evitar uma interrupção completa do serviço em momentos de alta demanda. Para avaliação do estado das MF, o sistema considera CPU, memória, armazenamento e largura de banda.

(5) Em [Braiki and Youssef 2020], os autores apresentam o *Fuzzy Best-Fit-Decreasing* (fuzzyBFD), uma abordagem multi-objetiva com o melhor ajuste descendente para o problema de alocação de MV. O sistema analisa a existência de MF sobrecarregada e adiciona MV candidatas à migração em uma lista de migração. Para MF sub-utilizadas, o sistema verifica a possibilidade de migração de todas suas MV e as adiciona na lista. Após a análise das MF o sistema busca a nova alocação para cada MV da lista.

(6) O artigo de [Mongia and Sharma 2021] é apresentado a *Performance and Resource-aware Virtual Machine Selection using Fuzzy* (PRSF), uma política de seleção de MV que busca utilizar os recursos da CPU ao máximo para reduzir a migração de MV. O sistema leva em consideração as utilizações anteriores da CPU e calculam o valor limite para a MF. Quando identificada a sobrecarga, o administrador de recursos é chamado para realocação de MV para moderar o uso de recursos. O PRSF identifica a melhor MV para migração de modo a garantir o uso eficiente de recursos, mantendo a violação de SLA ao mínimo. A MV selecionada é adicionada à uma lista de migração e o algoritmo é executado para mais realocações até que o uso de recursos da MF esteja dentro dos limites definidos.

(7) Em [Rozeikhani and Mahan 2022] apresenta uma abordagem multifuncional combinando LF e Computação Granular (CG) [Zadeh 2006] voltado para o problema de migrações excessivas de MV em um ambiente de CN, buscando minimizar o consumo

de energia e maximizar a estabilidade de QoS. O modelo usa a abordagem de CG para derivar regras de classificação e identificar o número apropriado de MV necessárias por solicitação de acordo com as características da solicitação. O algoritmo é executado para minimizar o consumo total de energia e maximizar a estabilidade de QoS.

A RSL revelou que a consolidação dinâmica de MV emerge como uma estratégia efetiva para aprimorar a eficiência energética em CN. Em geral, esse método consiste em quatro etapas distintas: (1) identificação de MF sobrecarregadas; (2) seleção de MV; (3) detecção de MF subutilizadas; e (4) alocação otimizada de MV. O objetivo subjacente é alcançar a consolidação dinâmica das MV, visando otimizar o *trade-off* entre desempenho e eficiência energética.

A Tabela 1 apresenta uma análise das propostas para gerenciamento de recursos na CN que aplicam técnicas relacionadas a consolidação dinâmica de servidores, destacando a importância deste método. Foram identificados a estratégia empregada, os principais objetivos, a abordagem lógica, as variáveis consideradas e as limitações da cada projeto.

**Tabela 1. Análise dos trabalhos selecionados na RSL**

Trab	Estratégia	Objetivo	AL	Variáveis	Limitações
(1)	Int-FLBCC: Estratégia baseada em IvFL com uso de novos agregadores e ordens admissíveis para consolidação de servidores na CN.	Otimizar consumo de energia, reduzir violação de SLA e o número de migrações de MV	IvFL	Poder computacional; Custo de comunicação; Memória	Não aborda estratégia de AM.
(2)	CMODLB: Uma técnica dinâmica para balanceamento de carga multi-objetivos baseada RNA, Clusterização e IvFL	Melhorar a utilização de recursos, reduzir o tempo de conclusão e transmissão de tarefas, melhorar o consumo de energia e realizar o balanceamento de carga.	ML; T2FL	CPU; Memória; Carga disponível nas máquinas físicas	Não utiliza CC e não realiza avaliação de SLA e Consumo Energético
(3)	FSRL: Abordagem Fuzzy Combinada a técnica de Reinforcement Learning para alocação/relocação de MV	Redução do uso de energia e desperdício de recursos	FRL	CPU; Memória	Não considera CC e não realiza avaliação de SLA
(4)	Fuzzy-EPO: Framework de provisionamento de recursos para ambiente de nuvem heterogêneo	Minimizar o tempo de migração de MV e reduzir o consumo de energia	LF	CPU; Memória; Armazenamento; Largura de banda	Não aborda estratégia de AM
(5)	fuzzyBFD: Abordagem multi-objetiva com o melhor ajuste descendente para o problema de alocação de MV	Melhorar o consumo de energia e a utilização dos recursos	LF	CPU; Memória; Energia; Armazenamento	Não considera CC e não aborda AM
(6)	PRSF: Estratégia de seleção de VM usando lógica Fuzzy para maximizar o uso da CPU e minimizar a migração de VM	Otimizar a migração de MV para garantia de SLA	LF	CPU; Memória	Não considera CC e não aborda AM
(7)	GRC model: Abordagem combinando LF e Computação Granular para reduzir migrações excessivas de MV	Minimizar o consumo de energia e maximizar a estabilidade de QoS	GC	CPU; Cores; Memória; Armazenamento; Média de tempo de serviço; Número de requisições	Não considera CC e não aborda AM

**Abordagem Lógica:** LF: Lógica Fuzzy; IvFL: Lógica Fuzzy valorada intervalarmente; AM: *Aprendizado de Máquina*; T2FL: Lógica Fuzzy Tipo-2; FRL: *Fuzzy Reinforcement Learning*; CG: *Computação Granular*

A análise dos trabalhos evidencia a preocupação com a otimização e redução do consumo energético nos ambientes de CN. Essa temática é crucial para atender à demanda de redução de consumo. O problema de minimização do consumo de energia na CN faz parte da pesquisa em consolidação dinâmica de MV, considerado NP-Difícil [Beloglazov and Buyya 2013, Ferdous et al. 2014].

Dois trabalhos se destacam pela integração de LF com AM. Em [Negi et al. 2021] o AM é utilizado para clusterizar as MV com base na carga de recursos. Já em [Jummal and Kumar 2021] a LF é combinada com RL para otimizar a alocação e/ou relocação de MV. A integração com técnicas de AM permite que os sistemas de LF apren-

dam com os dados, adaptando-se automaticamente às mudanças e complexidades do problema, o que possibilita aprimorar as regras fuzzy com base nas características e nas relações dos dados. Os demais trabalhos não abordam técnicas de AM.

Em resposta à questão de pesquisa, a consolidação de servidores em ambientes de CN é um processo dinâmico sujeito à variações nas condições e demandas de recursos ao longo do tempo. Esse processo envolve a tomada de decisões sobre a migração e alocação das MV. No entanto, essa decisão pode ser afetada por incertezas e imprecisões relacionadas à variáveis como carga de trabalho, recursos disponíveis e requisitos de desempenho. A LF oferece um mecanismo flexível de raciocínio que lida com essas incertezas e imprecisões, considerando múltiplos graus de pertinência. Dessa forma, é possível incorporar a incerteza e a imprecisão na tomada de decisões durante o processo de consolidação. Além disso, a LF é particularmente adequada para lidar com variáveis linguísticas, frequentemente encontradas em ambientes de CN.

#### **4. Conclusão**

A presente RSL realizou o levantamento da literatura relacionada ao tema de consolidação de servidores em ambientes de CN, a partir da questão de pesquisa. Definida a *string* de busca e aplicados os critérios de inclusão e exclusão, foram selecionados 7 trabalhos.

Observou-se que a maioria dos trabalhos menciona a utilização da LF para definição dinâmica do índice para determinação dos limites de sobrecarga e subutilização das MF e MV, visando adaptar o modelo à flutuação das cargas de trabalho, seleção de MV candidatas para migração, alocação de MV e, identificação de MF para recebimento de MV migrantes. A análise dos trabalhos deixou evidente a preocupação com a otimização ou redução do consumo energético nos ambientes de CN. Apenas dois trabalhos consideraram uma abordagem da Lógica Fuzzy multivalorada. Outra estratégia identificada foi a Computação Granular.

A integração da LF com AM foi observada em dois trabalhos, para clusterização de MV e monitoramento dinâmico de MF com *Reinforcement Learning*.

É importante citar que o protocolo adotado para realizar essa RSL impôs algumas restrições, como (i) a escolha das bases pode não ter alcançado toda a diversidade de trabalhos relacionados; (ii) outros termos não previstos para a *string* de busca; (iii) a falta de acesso integral a trabalhos e (iv) possíveis erros humanos na seleção dos trabalhos.

Para continuidade desse trabalho, pretende-se construir extensão híbrida da Int-FLBCC apresentada em [Moura 2022], preservando a modelagem da imprecisão provida pela IvFL, a qual é baseada apenas na informação provida pelo conhecimento especialista, e potencializar o raciocínio aproximado desta abordagem visando maior desempenho pela integração de técnicas de AM, buscando uma estratégia de geração dinâmica de regras, atuando junto à etapa da inferência do sistema fuzzy e incluindo novas configurações dos pontos limites que definem as funções de pertinência e mancha de incerteza.

#### **Agradecimentos**

Os autores agradecem as seguintes agências de fomento: CAPES, CNPq (309160/2019-7; 311429/2020-3, 3305805/2021-5, 150160/2023-2), PqG/FAPERGS (21/2551-0002057-1) e FAPERGS/CNPq (23/2551-0000126-8), PRONEX (16/2551-0000488-9).

## Referências

- Beloglazov, A. and Buyya, R. (2013). Managing overloaded hosts for dynamic consolidation of virtual machines in cloud data centers under quality of service constraints. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 24(7):1366–1379.
- Braiki, K. and Youssef, H. (2020). Fuzzy-logic-based multi-objective best-fit-decreasing virtual machine reallocation. *The Journal of Supercomputing*, 76:427–454.
- Ferdaus, M. H., Murshed, M., Calheiros, R. N., and Buyya, R. (2014). Virtual machine consolidation in cloud data centers using aco metaheuristic. In *European conference on parallel processing*, pages 306–317. Springer.
- Font, J. M. and Hájek, P. (2002). On łukasiewicz’s four-valued modal logic. *Studia Logica*, 70(2):157–182.
- Jummal, A. and Kumar, S. D. (2021). Optimal vm placement approach using fuzzy reinforcement learning for cloud data centers. In *2021 Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV)*. IEEE.
- Keele, S. et al. (2007). Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering. Technical report, Technical report, v. 2.3 EBSE Technical Report. EBSE.
- Long, S., Li, Y., Huang, J., Li, Z., and Li, Y. (2022). A review of energy efficiency evaluation technologies in cloud data centers. *Energy and Buildings*, page 111848.
- Mittal, M., Balas, V. E., Goyal, L. M., and Kumar, R. (2019). *Big data processing using spark in cloud*. Springer.
- Mongia, V. and Sharma, A. (2021). Performance and resource-aware virtual machine selection using fuzzy in cloud environment. In *Progress in Advanced Computing and Intelligent Engineering: Proceedings of ICACIE 2020*, pages 413–426. Springer.
- Moura, B. M., Schneider, G. B., Yamin, A. C., Santos, H., Reiser, R. H., and Bedregal, B. (2022). Interval-valued fuzzy logic approach for overloaded hosts in consolidation of virtual machines in cloud computing. *Fuzzy Sets and Systems*, 446:144–166.
- Moura, B. M. P. d. (2022). *Uma Abordagem Flexível para Consolidação Dinâmica de Servidores na Computação em Nuvem Explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente*. PhD thesis, Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal de Pelotas.
- Negi, S., Rauthan, M. M. S., Vaisla, K. S., and Panwar, N. (2021). Cmodlb: an efficient load balancing approach in cloud computing environment. *The Journal of Supercomputing*, 77.
- Rozezhkhani, S. M. and Mahan, F. (2022). Vm consolidation improvement approach using heuristics granular rules in cloud computing environment. *Information Sciences*, 596.
- Samriya, J. K., Tiwari, R., Obaidat, M. S., and Bathla, G. (2023). Fuzzy-epo optimization technique for optimised resource allocation and minimum energy consumption with the brownout algorithm. *Wireless Personal Communications*, 129(4):2633–2651.
- Sowrirajan, R. (2022). A literature based study on cyber security vulnerabilities.
- Von Altrock, C. (1996). *Fuzzy logic and neurofuzzy applications in business and finance*. Prentice-Hall, Inc.



- Xu, M., Toosi, A. N., and Buyya, R. (2020). A self-adaptive approach for managing applications and harnessing renewable energy for sustainable cloud computing. *IEEE Transactions on Sustainable Computing*, 6(4):544–558.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3):338–353.
- Zadeh, L. A. (1973). Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (1):28–44.
- Zadeh, L. A. (1994). Fuzzy logic, neural networks, and soft computing. *Communications of the ACM*, 37(3):77–84.
- Zadeh, L. A. (2006). Granular computing—the concept of generalized constraint-based computation. In *Rough Sets and Current Trends in Computing: 5th International Conference, RSCTC 2006 Kobe, Japan, November 6-8, 2006 Proceedings 5*, pages 12–14. Springer.