

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PELOTAS
Centro de Desenvolvimento Tecnológico
Programa de Pós-Graduação em Computação



Tese

**Uma Abordagem Flexível para Consolidação Dinâmica de Servidores na
Computação em Nuvem Explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente**

Bruno Moura Paz de Moura

Pelotas, 2022

Bruno Moura Paz de Moura

**Uma Abordagem Flexível para Consolidação Dinâmica de Servidores na
Computação em Nuvem Explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação do Centro de Desenvolvimento Tecnológico da Universidade Federal de Pelotas, como requisito parcial à obtenção do título de Doutor em Ciência da Computação.

Orientadora: Prof. Dra. Renata Hax Sander Reiser
Coorientador: Prof. Dr. Adenauer Correa Yamin

Pelotas, 2022

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

M929a Moura, Bruno Moura Paz de

Uma abordagem flexível para consolidação dinâmica de servidores na computação em nuvem explorando lógica fuzzy valorada intervalarmente / Bruno Moura Paz de Moura ; Renata Hax Sander Reiser, orientadora ; Adenauer Correa Yamin, coorientador. — Pelotas, 2022.

122 f.

Tese (Doutorado) — Programa de Pós-Graduação em Computação, Centro de Desenvolvimento Tecnológico, Universidade Federal de Pelotas, 2022.

1. Lógica fuzzy tipo-2. 2. Computação verde. 3. Lógica fuzzy valorada intervalar. 4. Computação em nuvem. I. Reiser, Renata Hax Sander, orient. II. Yamin, Adenauer Correa, coorient. III. Título.

CDD : 005

Bruno Moura Paz de Moura

**Uma Abordagem Flexível para Consolidação Dinâmica de Servidores na
Computação em Nuvem Explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente**

Tese aprovada, como requisito parcial, para obtenção do grau de Doutor em Ciência da Computação, Programa de Pós-Graduação em Computação, Centro de Desenvolvimento Tecnológico, Universidade Federal de Pelotas.

Data da Defesa: 26 de julho de 2022

Banca Examinadora:

Prof. Dra. Renata Hax Sander Reiser (orientadora)
Doutora em Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Prof. Dr. Adenauer Correa Yamin (coorientador)
Doutor em Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Prof. Dr. João Ladislau Barbará Lopes
Doutor em Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Prof. Dr. André Rauber Du Bois
Doutor em Computação pela Heriot-Watt University, HWU, Escócia.

Prof. Dr. Benjamín René Callejas Bedregal
Doutor em Computação pela Universidade Federal de Pernambuco.

Dedico este trabalho a minha família, em especial aos meus pais, esposa e filhos que me apoiam em todos os momentos, também aos colegas e professores que me auxiliaram por toda minha trajetória.

AGRADECIMENTOS

À minha família, em especial aos meus pais, irmã, esposa e filhos que me incentivaram nos momentos mais difíceis e sempre me motivaram e ajudaram de todas as formas em minha educação e formação.

À minha esposa Daniela, pela compreensão, apoio, confiança e inspiração, que foram fatores fundamentais para a conclusão desta etapa.

Aos professores orientadores, pela confiança, atenção e orientação dedicada, pelo conhecimento transmitido e por todas as reuniões, revisões e demais colaborações essenciais ao desenvolvimento deste trabalho.

Aos membros da banca, pelo interesse e pelas contribuições com correções e sugestões.

Aos amigos que me apoiaram em todas as horas.

Aos colegas e professores da Universidade Federal de Pelotas – UFPel, Universidade Federal do Pampa – UNIPAMPA e ao Instituto Federal de Educação Ciência e Tecnologia Sul-Rio-grandense – IFSul.

A todas as pessoas que, direta ou indiretamente me ajudaram a percorrer este caminho e a construir todo o conhecimento necessário para a realização desse trabalho, seja por meios de ensinamentos ou de inspiração.

*O insucesso é apenas uma oportunidade para recomeçar
com mais inteligência.*

— HENRY FORD

RESUMO

MOURA, Bruno Moura Paz de. **Uma Abordagem Flexível para Consolidação Dinâmica de Servidores na Computação em Nuvem Explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente**. Orientadora: Renata Hax Sander Reiser. 2022. 122 f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Centro de Desenvolvimento Tecnológico, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2022.

Considerando as características e a escalabilidade dos ambientes típicos da computação em nuvem uma das suas principais demandas é o gerenciamento eficiente de recursos. Dentre as técnicas para o gerenciamento de recursos destaca-se a consolidação dinâmica das máquinas virtuais (MV) empregadas. Esta consolidação vem se mostrando uma técnica eficaz, com elevado potencial para otimizar a utilização dos recursos e a eficiência energética dos *data centers* empregados nas nuvens computacionais. A consolidação de MVs é estruturada em quatro etapas principais: determinação das máquinas físicas sobrecarregadas, determinação das máquinas físicas sub-carregadas, seleção de MVs para migração e a alocação de MVs. A modelagem destas fases, e conseqüentemente o seu impacto no gerenciamento de recursos, influencia diretamente os aspectos de utilização dos mesmos, como eficiência energética, SLA e, conseqüentemente a QoS. Apesar de diversas estratégias estarem sendo propostas para realizar o gerenciamento de recursos, ainda não está disponível uma abordagem que faculte a consolidação de diferentes cenários e/ou aplicações da computação em nuvem. Com esta motivação, este trabalho explora o emprego de estratégias baseadas em lógica fuzzy na tomada de decisão quando do gerenciamento de recursos na computação em nuvem, as quais permitem realizar um tratamento preventivo das incertezas associadas às variáveis dos ambientes computacionais empregados. De modo mais específico, este trabalho tem como objetivo central a concepção de uma abordagem flexível empregando a lógica fuzzy valorada intervalarmente para realizar o tratamento de questões da consolidação dinâmica de servidores na computação em nuvem. Na abordagem ainda é previsto o emprego de novos operadores de agregação utilizados no processo de inferência do sistema fuzzy, representando as uniões e interseções. A abordagem proposta também considera a utilização de métodos para ordenação de intervalos, visando prover suporte para os casos em que os métodos convencionais não atendem. Os resultados atingidos com o uso da abordagem Int-FLBCC permitiram bons níveis de eficiência energética, enquanto foram preservados os SLAs da infraestrutura de CN.

Palavras-chave: Lógica Fuzzy Tipo-2. Lógica Fuzzy Valorada Intervalar. Computação em Nuvem. Computação Verde.

ABSTRACT

MOURA, Bruno Moura Paz de. **An Approach Flexible to Dynamic Server Consolidation in Cloud Computing Exploring Interval-Valued Fuzzy Logic**. Advisor: Renata Hax Sander Reiser. 2022. 122 f. Thesis (Doctorate in Computer Science) – Technology Development Center, Federal University of Pelotas, Pelotas, 2022.

Considering the characteristics and scalability of typical computing cloud environments, one of its main demands is efficient resource management. Among resource management techniques, the dynamic consolidation of the virtual machines (VM) employed stands out. This consolidation has proved to be an effective technique, with a high potential to optimize the use of resources and energy efficiency of data centers employed in computing clouds. The consolidation of VMs is structured in four main steps: determination of overloaded physical machines, determination of underloaded physical machines, selection of VMs for migration, and allocation of VMs. The modeling of these phases, and consequently their impact on resource management, directly influence aspects of their use, such as energy efficiency, SLA and, consequently, QoS. Although several strategies are being proposed to perform resource management, an approach that allows the consolidation of different scenarios and/or applications of cloud computing is still unavailable. With this motivation, this work proposes using strategies based on fuzzy logic in decision making when managing resources in cloud computing, which allow a preventive treatment of the uncertainties associated with the variables of the computational environments employed. More specifically, this work has as its central objective the design of a flexible approach employing interval-valued fuzzy logic to address the issues of dynamic server consolidation in cloud computing. The approach also envisages the employment of new aggregation operators in the fuzzy system's inference process, representing unions and intersections. The proposed approach also considers using methods for ordering intervals to support cases where conventional methods do not meet. The results achieved using the Int-FLBCC approach allowed good energy efficiency levels while preserving the cloud computing infrastructure's SLAs.

Keywords: Type-2 Fuzzy Logic. Interval-valued Fuzzy Logic. Cloud Computing. Green Computing.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Funções de Pertinência das Operações Padrões de Conjuntos Fuzzy	24
Figura 2	α -níveis: $[A]^\alpha$ e $[A]^0 \neq \mathbb{R}$.	25
Figura 3	Visão Arquitetural de um Sistema Fuzzy.	32
Figura 4	Controlador de Mamdani.	38
Figura 5	Representação dos Conjuntos Fuzzy Valorados Intervalarmente	42
Figura 6	Exemplos de Conjuntos Fuzzy do Tipo-2 Intervalares.	42
Figura 7	Função de Pertinência Secundária Intervalar em $x=4$.	43
Figura 8	Exemplo de Conjunto Fuzzy Valorado Intervalarmente.	44
Figura 9	Comparação de Conjuntos Fuzzy do Tipo 1 e 2 Intervalares.	44
Figura 10	Arquitetura do Sistema de Inferência Fuzzy Tipo-2.	52
Figura 11	Categorias dos Serviços Oferecidos na CN.	58
Figura 12	Fluxograma das Etapas da RSL Realizada	61
Figura 13	Modelo Adotado para as Funções de Pertinência dos Conjuntos Fuzzy.	71
Figura 14	Visão Geral das Funcionalidades da Int-FLBCC.	72
Figura 15	Visão Geral das Entradas e Saída da Int-FLBCC.	73
Figura 16	Variável de Entrada PC na Escala Padrão	74
Figura 17	Variável de Entrada RAM na Escala Padrão	75
Figura 18	Variável de Entrada CC na Escala Padrão	76
Figura 19	Variável de Saída U na Escala Padrão	76
Figura 20	Processo de Fuzzificação da Abordagem Int-FLBCC	77
Figura 21	Processo de Inferência da Abordagem Int-FLBCC	79
Figura 22	Fluxograma dos Procedimentos da Abordagem Int-FLBCC.	80
Figura 23	Características do Ambiente da Nuvem tipo IaaS Empregado	87
Figura 24	Consumo Energético	90
Figura 25	Médias de Violação de SLA	91
Figura 26	Número de Máquinas Virtuais Migradas	92
Figura 27	Médias de Consumo Energético	93
Figura 28	Médias de Violação de SLA	93
Figura 29	Consumo Energético	95
Figura 30	Número de Máquinas Virtuais Migradas	96
Figura 31	Médias de Violação de SLA	98

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Exemplificação de Normas Fuzzy Triangulares	29
Tabela 2	Exemplificação de Conormas Fuzzy Triangulares	30
Tabela 3	Comparação dos Trabalhos Considerando Estratégia, Problema, Melhoria e as Limitações de cada Projeto	67
Tabela 4	Funções de Pertinência da Variável de Entrada PC	74
Tabela 5	Funções de Pertinência da Variável de Entrada RAM	75
Tabela 6	Funções de Pertinência da Variável de Entrada CC	76
Tabela 7	Funções de Pertinência da Variável de Saída U	77
Tabela 8	Base de Regras da Abordagem Int-FLBCC	78
Tabela 9	Operadores de Agregação	82
Tabela 10	Consumo Energético dos Servidores em Diferentes Níveis de Carga em Watts	84
Tabela 11	Configuração dos Servidores Físicos da CN Simulada	86
Tabela 12	Características das Cargas de Trabalho - Utilização de CPU	88
Tabela 13	Impacto da Abordagem Int-FLBCC nos Indicadores CE, MVM e SLAV	90
Tabela 14	Resultado do Emprego de Ordens Admissíveis na Int-FLBCC	92
Tabela 15	Classificação da Métrica CE - Consumo Energético	95
Tabela 16	Classificação da Métrica de MVM - Máquinas Virtuais Migradas	97
Tabela 17	Classificação da Métrica SLAV - Violação de SLA	97
Tabela 18	Resultados da Combinação das Três Métricas	100
Tabela 19	Comparação dos Trabalhos Considerando Ferramentas Utilizadas, Variáveis de Entrada (Ent) e Saída (Sai), Métodos de Fuzzificação (Fuz), Inferência (Inf) e Defuzzificação (Def), e ainda, Conectivos (Con) Utilizados em cada Aplicação.	105

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

API	<i>Application Program Interface</i>
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i>
BFD	<i>Best-Fit-Decreasing</i>
BR	Base de regras
CC	Custo de Comunicação
CE	Critérios de Exclusão
CI	Critérios de Inclusão
CN	Computação em Nuvem
CoA	<i>Center of Area</i>
CoM	<i>Center of Maximum</i>
DVFS	<i>Dynamic Voltage and Frequency Scaling</i>
DOI	<i>Digital Object Identifier</i>
DTFA	<i>Dynamic Threshold-based Fuzzy Approach</i>
FP	Função de pertinência
FPSO	<i>Fuzzy Particle Swarm Optimization</i>
IaaS	<i>Infrastructure as a Service</i>
Int-FLBCC	<i>Interval Fuzzy Load Balancing for Cloud Computing</i>
IvAF	<i>Interval-valued Aggregation Function</i>
IvFL	<i>Interval-valued Fuzzy Logic</i>
IvFN	<i>Interval-valued Fuzzy Negation</i>
IvFS	<i>Interval-valued Fuzzy Sets</i>
IvGF	<i>Interval-valued Grouping Functions</i>
IvOF	<i>Interval-valued Overlap Functions</i>
LF	Lógica Fuzzy
MV	Máquinas Virtuais
MoM	<i>Mean of Maximum</i>

PABFD	<i>Power-Aware Best-Fit-Decreasing</i>
PC	Poder Computacional
PaaS	<i>Platform as a Service</i>
QoS	<i>Quality of Service</i>
RAM	<i>Random Access Memory</i>
RSL	Revisão Sistemática de Literatura
SLA	<i>Service Level Agreements</i>
SLO	<i>Service Level Objective</i>
SaaS	<i>Software as a Service</i>
TIC	Tecnologia de Informação e de Comunicação
VL	Variáveis Linguísticas

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Questões Centrais da Pesquisa	18
1.2	Objetivos	18
1.3	Estrutura da Tese	20
2	NOÇÕES DA LÓGICA FUZZY	21
2.1	Conceituação de Conjuntos Fuzzy	21
2.1.1	Operações Padrões entre Conjuntos Fuzzy	22
2.1.2	Definição de α -Nível de Conjuntos Fuzzy	24
2.2	Relações sobre Conjuntos Fuzzy	24
2.3	Conectivos da Lógica Fuzzy	26
2.3.1	Negação Fuzzy e Operadores Duais	26
2.3.2	Funções de Agregação Fuzzy	28
2.3.3	Implicações Fuzzy	30
2.4	Sistema Baseado em Regras Fuzzy	31
2.4.1	Arquitetura de um Sistema Fuzzy	32
2.5	Controlador Fuzzy	36
2.5.1	Controlador Fuzzy de Mandani-Assilian	36
2.5.2	Controlador Fuzzy de Takagi-Sugeno	38
2.6	Considerações do Capítulo	39
3	NOÇÕES DA LÓGICA FUZZY VALORADA INTERVALARMENTE	40
3.1	Conceituação de Conjuntos Fuzzy Tipo-2	41
3.2	Diferença entre Conjuntos Fuzzy e Tipo-2 Intervalar	43
3.3	Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente	44
3.3.1	Reticulados de Valores Fuzzy Intervalares	45
3.3.2	Conectivos Fuzzy Valorados Intervalarmente	45
3.4	Sistema Baseado em Regras Fuzzy Valorado Intervalarmente	51
3.5	Ordens Admissíveis	53
3.6	Considerações do Capítulo	55
4	ESTADO DA ARTE NA CONSOLIDAÇÃO DE SERVIDORES NA COMPUTAÇÃO EM NUVEM USANDO LÓGICA FUZZY	56
4.1	Sistematizando Conceitos, Categorias de Serviços e Desafios na Computação em Nuvem	56
4.1.1	Computação em Nuvem: Conceitos	56
4.1.2	Computação em Nuvem: Categorias de Serviços	57
4.2	Explorando a RSL na Construção do Estado da Arte	59

4.3	Trabalhos Relacionados Identificados com Base na RSL	61
4.3.1	Baseados em Lógica Fuzzy	62
4.3.2	Baseados em Lógica Fuzzy e Adaptativos	63
4.3.3	Algoritmos de Otimização	64
4.3.4	Baseados em Heurísticas	64
4.3.5	Discussão dos Trabalhos Relacionados	66
4.4	Considerações do Capítulo	69
5	INT-FLBCC: ABORDAGEM FLEXÍVEL PARA CONSOLIDAÇÃO DINÂMICA DE SERVIDORES NA COMPUTAÇÃO EM NUVEM	70
5.1	Modelagem do Sistema Fuzzy Tipo-2 Intervalar	70
5.1.1	Base de Dados e Definição das Funções de Pertinência	71
5.1.2	Fuzzificação	76
5.1.3	Base de regras	77
5.1.4	Inferência	79
5.1.5	Defuzzificação	79
5.2	Visão Geral dos Procedimentos da Abordagem Int-FLBCC	80
5.3	Considerações do Capítulo	81
6	INT-FLBCC: DEFINIÇÃO E ANÁLISE DOS ESTUDOS DE CASO	83
6.1	Definições para os Estudos de Caso	83
6.1.1	Métricas Consideradas no Contexto da CN	83
6.1.2	Caracterização do Ambiente CN Empregado	86
6.2	Análise dos Estudos de Caso	89
6.2.1	Estudo de Caso 1: Análise dos Resultados da Abordagem Int-FLBCC Considerando os Algoritmos de Consolidação de MVs	89
6.2.2	Estudo de Caso 2: Análise dos Resultados da Abordagem Int-FLBCC Considerando o Uso de Ordens Admissíveis	91
6.2.3	Estudo de Caso 3: Análise dos Resultados da Abordagem Int-FLBCC Considerando o Uso de Novos Agregadores	93
6.3	Considerações do Capítulo	99
7	CONSIDERAÇÕES FINAIS	102
7.1	Principais Contribuições	102
7.1.1	Contextualização das Tendências para Consolidação de MVs na CN via Revisão Sistemática de Literatura	102
7.1.2	Formalização Lógica para a Modelagem da Imprecisão e Incerteza da Informação na Computação em Nuvem	103
7.1.3	Estruturação e Consolidação das Estratégias Metodológicas da Abordagem Int-FLBCC	104
7.1.4	Interação dos Resultados Conquistados com Trabalhos de Grupos de Pesquisa	105
7.2	Publicações Realizadas	106
7.2.1	Publicações em Revistas	106
7.2.2	Publicações em Anais de Eventos	107
7.3	Suporte aos Estudos Teóricos Desenvolvidos no LUPS/PPGC	107
7.3.1	Publicações em Revistas	108
7.3.2	Publicações em Anais de Congressos	108
7.4	Continuidade da Pesquisa	109

REFERÊNCIAS	110
------------------------------	------------

1 INTRODUÇÃO

A Computação em Nuvem (CN) é um paradigma computacional constituído das categorias de Infraestrutura (IaaS), Plataforma (PaaS) e *Software* como Serviço (SaaS), usando um modelo de pagamento por uso. Na CN *data centers* são usados para hospedagem das aplicações e conhecidos por demandar grande quantidade de eletricidade, elevando o custo operacional para os provedores e contribuindo com a emissão de CO₂ no meio ambiente (LONG et al., 2022). A principal vantagem deste paradigma é que ambos clientes e provedores podem ajustar rápida e continuamente a alocação de recursos com base nas necessidades atuais, característica conhecida como elasticidade (GOURISARIA et al., 2020).

De acordo com o relatório do Conselho de Defesa dos Recursos Naturais NRDC ¹ dos Estados Unidos EUA, em 2014, somente os *data centers* nos EUA consumiram uma estimativa de 70 bilhões de quilowatts/hora (kWh), representando cerca de 1,8% do consumo total de eletricidade dos EUA (SHEHABI et al., 2016).

O consumo energético deverá continuar aumentando no futuro próximo, em torno de 4% de 2014 a 2023, a mesma taxa dos últimos anos. Com base nas estimativas de tendências atuais, espera-se que somente os *data centers* dos EUA consumam aproximadamente 73 bilhões de kWh em 2022. Empresas como Google ², Microsoft ³ e Amazon ⁴ estão trabalhando para atingir esse objetivo usando fontes de energia renováveis para alimentar suas infraestruturas computacionais e fazer investimentos diretos na geração de energia verde no local.

A busca por eficiência energética sem perda de desempenho fez com que diversos conceitos fossem criados, dentre eles destaca-se a CN, que consiste em uma distribuição de recursos e serviços de computação em que não há a necessidade do usuário fazer grande investimento em equipamentos, e ainda, o custo será mediante a demanda por recursos computacionais solicitados (NATHANI; CHAUDHARY; SOMANI, 2012).

¹ <https://www.nrdc.org/>

² <https://environment.google/>

³ <https://www.microsoft.com/en-us/environment/energy/>

⁴ <https://aws.amazon.com/about-aws/sustainable-energy/>

Aliado a isso, surge o desafio em prover técnicas para o gerenciamento de recursos em ambientes de nuvens computacionais 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 (HILTUNEN et al., 2010; BELOGLAZOV; BUYYA, 2013; FERDAUS et al., 2014).

Neste contexto, evidenciam-se os principais desafios da CN: (i) provisionamento automático de serviço; (ii) migração de MV; (iii) consolidação de servidores; (iv) gerenciamento de energia; e (v) segurança de dados (ZHANG; CHENG; BOUTABA, 2010).

Com o intuito de tratar as incertezas e imprecisões referentes à utilização de CPU, memória e rede nos computadores físicos presentes em ambientes de CN, esta Tese explora diferentes aspectos da Lógica Fuzzy Valorada Intervalaremente.

1.1 Questões Centrais da Pesquisa

Considerando as motivações discutidas anteriormente, três questões foram elencadas para resumir o esforço de pesquisa desenvolvido. Os escopos destas questões se interpenetram, oferecendo um esforço de pesquisa com várias oportunidades sinérgicas de avanço.

QP1: Como deve ser constituída uma abordagem para o gerenciamento de recursos da computação em nuvem usando a lógica fuzzy de forma a permitir a obtenção de desempenho e eficiência energética?

QP2: Como deve ser elaborado um sistema de inferência fuzzy para prover o suporte às incertezas e imprecisões no gerenciamento de recursos na computação em nuvem?

QP3: Como deve ser a especificação de regras para prover a composição de estratégias para gerenciamento de recursos na computação em nuvem considerando as definições de SLA?

A hipótese deste trabalho consiste na convicção de que é possível contribuir com uma abordagem para o provimento de desempenho e eficiência energética no gerenciamento de recursos na computação em nuvem, explorando a lógica fuzzy para suporte ao tratamento das incertezas e imprecisões das variáveis extraídas do contexto da CN, no intuito de atender às diferentes demandas das aplicações.

1.2 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é a concepção de uma abordagem direcionada ao gerenciamento de recursos na CN, intitulada Int-FLBCC (*Interval Fuzzy Load*

Balancing for Cloud Computing), provendo suporte para obtenção tanto da eficiência energética quanto de melhor desempenho.

Esta abordagem deverá ser dinâmica ao ponto de adaptar-se de acordo com o objetivo firmado no SLA entre o provedor da CN e seus clientes, e flexível no sentido de prover alternativas para ordenação de intervalos e operadores de agregação considerados no sistema de inferência fuzzy. Neste contexto, as estratégias a serem fornecidas compreendem:

- (i) conceber um módulo para tomada de decisão no gerenciamento de recursos na CN empregando a lógica fuzzy valorada intervalarmente;
- (ii) disponibilizar novas funções de agregação para interpretação das operações de uniões e intersecções do sistema de inferência fuzzy valorado intervalarmente; e
- (iii) empregar métodos para ordenação linear nos intervalos de prioridade gerados pelo Int-FLBCC.

Na perspectiva de atender o objetivo geral previsto, as seguintes sete metas devem ser contempladas:

1. caracterizar os principais conceitos sobre lógica fuzzy utilizados neste contexto;
2. revisar conceitos relativos a conjuntos fuzzy valorados intervalarmente;
3. sistematizar conceitos referente ao gerenciamento de recursos na CN;
4. identificar e analisar projetos que utilizem estratégias fuzzy nas diferentes etapas do gerenciamento de recursos na CN;
5. conceber uma abordagem para gerenciamento de recursos na CN aplicando a lógica fuzzy;
6. especificar componentes e funcionalidades a serem providos pela abordagem;
7. avaliar a abordagem concebida considerando cenários de uso, os quais foram identificados no âmbito do escopo de pesquisas desenvolvidas no LUPS/UFPEL.

De modo mais específico, este trabalho considera a concepção de uma abordagem flexível empregando a lógica fuzzy valorada intervalarmente para realizar o tratamento de questões da consolidação dinâmica de servidores na computação em nuvem. Na abordagem ainda é previsto o emprego de novos operadores de agregação utilizados no processo de inferência do sistema fuzzy, representando as uniões e intersecções. A abordagem proposta também considera a utilização de métodos para ordenação de intervalos, visando prover suporte para os casos em que os métodos convencionais não atendem.

1.3 Estrutura da Tese

Esta Tese está estruturada em sete capítulos, em uma abordagem crescente de especificidade.

No Capítulo 2 são apresentados os principais fundamentos da lógica fuzzy relacionados ao tema desta Tese.

No Capítulo 3 são sumarizados os tópicos dos estudos realizados em relação à lógica fuzzy valorada intervalarmente, identificando os aspectos pertinentes para a abordagem proposta Int-FLBCC de consolidação de servidores na CN.

O Capítulo 4 apresenta os principais conceitos e funcionalidades sobre computação em nuvem, assim como uma revisão sistemática de literatura, onde são identificados alguns trabalhos que propõem estratégias fuzzy para o gerenciamento de recursos na computação em nuvem empregando a consolidação dinâmica de servidores. Além disso, são apresentadas as principais características de cada trabalho selecionado, sendo realizada uma análise comparativa entre eles.

No Capítulo 5 é descrita a abordagem Int-FLBCC, sendo as principais características, bem como sua arquitetura e funcionalidades oferecidas para a consolidação de servidores na computação em nuvem.

No Capítulo 6 são tratados os assuntos referentes à estruturação e análise dos cenários de uso.

Por fim, no Capítulo 7, os comentários finais são apresentados, destacando as principais contribuições observadas até o momento, bem como as atividades a serem desenvolvidas na continuidade desta pesquisa.

2 NOÇÕES DA LÓGICA FUZZY

Neste capítulo estão elencados os fundamentos referentes a Lógica Fuzzy (LF) entendidos como necessários para o desenvolvimento do trabalho de pesquisa contemplado nesta Tese.

As primeiras noções da LF foram apontadas por Jan Lukasiewicz (FONT; 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, 1965, 1975, 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.

2.1 Conceituação de Conjuntos Fuzzy

Na teoria dos conjuntos fuzzy, 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.

Na teoria clássica dos conjuntos, um elemento pertence ou não pertence a um determinado conjunto. A pertinência ou não pertinência do elemento, pode ser interpretada como uma função característica dada pela definição:

Definição 1 Função Característica: *Sejam U um conjunto universo não vazio ($U \neq$*

\emptyset) e A um subconjunto de U . Define-se a função característica $\chi_A(x) : U \rightarrow \{0, 1\}$

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A; \\ 0, & \text{se } x \notin A. \end{cases}$$

Dessa forma, χ_A é uma função cujo domínio é U e a imagem está contida no conjunto $\{0, 1\}$, onde $\chi_A(x) = 1$ indica que o elemento x está em A , e $\chi_A(x) = 0$ indica que x não é elemento de A . Logo, a função característica descreve completamente o conjunto A , definindo quais elementos do universo U são também elementos de A .

No entanto, sistemas que modelam incertezas nem sempre possuem fronteiras de pertinência bem definidas, por exemplo, as aplicações descritas em (RAMEZANI; LU; HUSSAIN, 2013; SEDDIKI et al., 2014; TOOSI; BUYYA, 2015; RAMEZANI; NADERPOUR; LU, 2016; THEIN et al., 2018; POURGHAFARI; BARARI; SEDIGHIAN KASHI, 2019).

No contexto da Teoria dos Conjuntos Fuzzy, pela função de pertinência, todo elemento de um universo pertence a todos os conjuntos fuzzy sobre esse universo e com possíveis distintos graus de pertinência.

Definição 2 Função de Pertinência: (ZADEH, 1965; ROSS, 2010a) *Seja um conjunto universo $U \neq \emptyset$. Um conjunto fuzzy A em U é caracterizado pela função de pertinência $\mu_A : U \rightarrow [0, 1]$ onde, para cada $x \in U$, $\mu_A(x)$ indica o grau de pertinência de cada elemento x no conjunto fuzzy A .*

O valor $\mu_A(x) \in [0, 1]$ denota o grau com que o elemento x de U pertence ao conjunto fuzzy A ; sendo que $\mu_A(x) = 0$ e $\mu_A(x) = 1$ denotam, respectivamente, a não pertinência e a pertinência completa de x ao conjunto fuzzy A .

A definição de conjunto fuzzy foi obtida através da extensão da função característica $\chi_A : U \rightarrow \{0, 1\}$, cujo contradomínio $0, 1 \subseteq [0, 1]$. Tendo isso em vista, pode-se dizer que um conjunto clássico é um caso particular de um dado conjunto fuzzy, cuja função de pertinência μ_A coincide com sua função característica χ_A .

Pode-se descrever um conjunto fuzzy A em um universo U como um conjunto de pares ordenados, onde cada elemento genérico x está associado a seu respectivo grau de pertinência $\mu_A(x)$, ou seja, $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\}$. Esse conjunto de pares ordenados pode ser visto como um conjunto de n -tuplas na abordagem lógica multivalorada.

2.1.1 Operações Padrões entre Conjuntos Fuzzy

Na teoria dos conjuntos fuzzy, operações com conjuntos fuzzy geram novos conjuntos fuzzy. As operações devem exibir propriedades que correspondam à intuição, cumprir a semântica da operação pretendida e também serem flexíveis o suficiente

para atender aos requisitos da aplicação. Além disso, quando as operações entre conjuntos fuzzy são aplicadas a conjuntos, elas devem retornar os mesmos resultados encontrados ao operar com todos os elementos destes conjuntos (PEDRYCZ, 2021; WAGNER; HAGRAS, 2011).

Sejam A e B conjuntos clássicos em U representados pelas funções características $\chi_A, \chi_B : U \rightarrow \{0, 1\}$, respectivamente. Os conjuntos definindo a união e intersecção entre A e B são, respectivamente, dados pelas expressões:

$$A \cup B = \{(x, \chi_{A \cup B}(x)) | x \in U\}, \text{ onde } \chi_{A \cup B} : U \rightarrow \{0, 1\}, \chi_{A \cup B}(x) = \max\{\chi_A(x), \chi_B(x)\}$$

$$A \cap B = \{(x, \chi_{A \cap B}(x)) | x \in U\}, \text{ onde } \chi_{A \cap B} : U \rightarrow \{0, 1\}, \chi_{A \cap B}(x) = \min\{\chi_A(x), \chi_B(x)\}.$$

E, o conjunto clássico definindo o complemento de A é dado pela expressão:

$$A' = \{(x, \chi_{A'}(x)) | x \in U\}, \text{ onde } \chi_{A'} : U \rightarrow \{0, 1\}, \chi_{A'}(x) = 1 - \chi_A(x).$$

Na abordagem fuzzy, os conjuntos são caracterizados pelas funções de pertinência, as quais se apresentam como extensões de funções características.

Sejam A e B conjuntos fuzzy em U representados pelas funções de pertinência $\mu_A, \mu_B : U \rightarrow [0, 1]$, respectivamente. Os conjuntos fuzzy definindo a união e intersecção entre A e B são, respectivamente, dados pelas expressões:

$$A \cup B = \{(x, \mu_{A \cup B}(x)) | x \in U\}, \text{ onde } \mu_{A \cup B} : U \rightarrow [0, 1], \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

$$A \cap B = \{(x, \mu_{A \cap B}(x)) | x \in U\}, \text{ onde } \mu_{A \cap B} : U \rightarrow [0, 1], \mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}.$$

E, o conjunto fuzzy expressando o complemento fuzzy de A em U , é definido por:

$$A' = \{(x, \mu_{A'}(x)) | x \in U\}, \text{ onde } \mu_{A'} : U \rightarrow [0, 1], \mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x).$$

Sejam A e B conjuntos fuzzy graficamente representados na Figura 1(a). Ilustrando, funções de pertinência trapezoidais para a união e a intersecção entre A e B estão respectivamente representadas nas Figuras 1(b) e 1(c). E ainda, veja na Figura 1(d), o conjunto fuzzy complementar de A , no caso considerando a negação fuzzy padrão.

Na sequência, reporta-se o conceito de subconjunto fuzzy, interpretando a noção de relação de inclusão fuzzy.

Sejam A e B dois conjuntos fuzzy. Dizemos que A é um subconjunto fuzzy de B se $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$, para todo $x \in U$. Ou seja, neste contexto, todo elemento do universo tem grau de pertinência no conjunto A menor que no conjunto B .

Salienta-se que, a função de pertinência do conjunto vazio \emptyset é dada por $\mu_{\emptyset}(x) = 0$, $\forall x \in U$. E, para o conjunto universo U , tem-se que $\mu_U(x) = 1$, $\forall x \in U$.

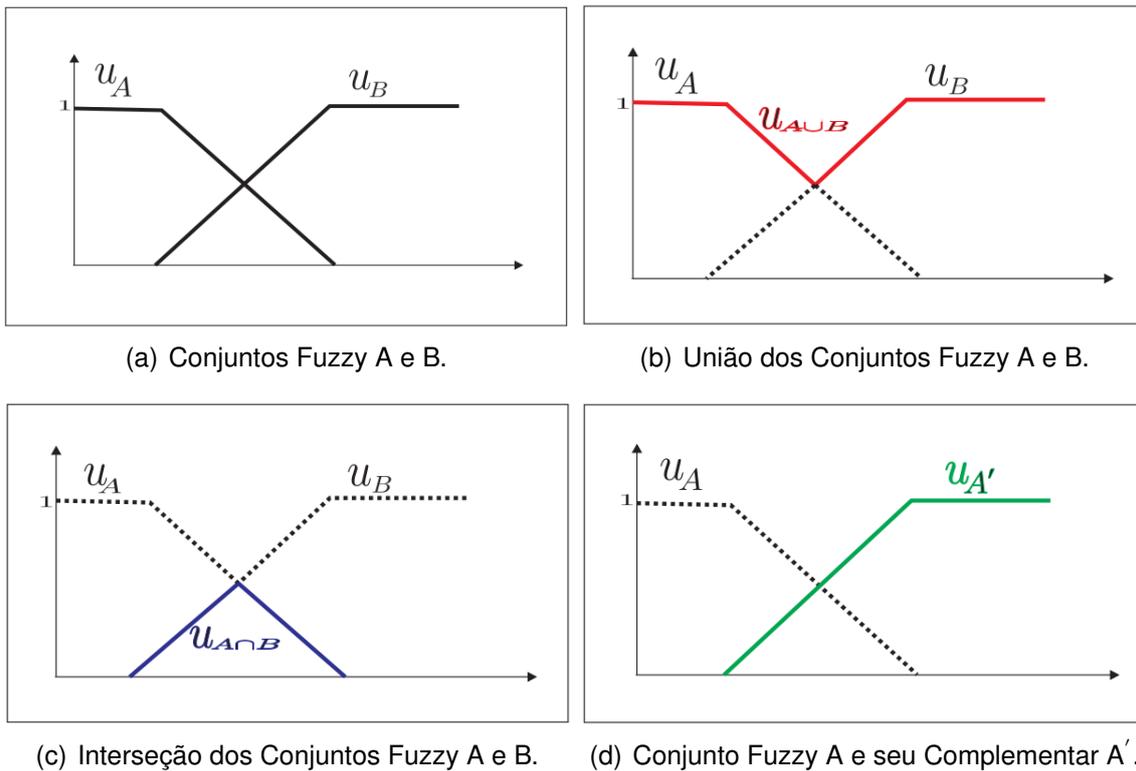


Figura 1 – Funções de Pertinência das Operações Padrões de Conjuntos Fuzzy. Adaptada de (WAGNER; HAGRAS, 2011)

2.1.2 Definição de α -Nível de Conjuntos Fuzzy

Sejam A um conjunto fuzzy e um escalar $\alpha \in (0, 1]$. Define-se o α -nível de A como o conjunto $[A]^\alpha = \{x \in U : \mu_A(x) \geq \alpha\}$.

Na Figura 2, tem-se representado $[A]^\alpha$, para $0 < \alpha \leq 1$.

O suporte de um conjunto fuzzy A , indicado por $\text{supp}(A)$, são todos os elementos de U que têm grau de pertinência diferente de zero em A , ou seja,

$$\text{supp}(A) = \{x \in U : \mu_A(x) > 0\}.$$

O nível zero de um conjunto fuzzy A constitui o fecho do suporte de A , indicado por $[A]^0 = \overline{\text{supp}A}$, ou seja, o menor sub-intervalo fechado de $[0, 1]$ contendo $\overline{\text{supp}A}$.

2.2 Relações sobre Conjuntos Fuzzy

O conceito de relação em matemática é formalizado como uma operação sobre conjuntos. Intuitivamente, pode-se dizer que a relação será fuzzy quando opta-se pela teoria dos conjuntos fuzzy para conceitualizar a extensão da relação em estudo, no sentido que esta inclui as relações definidas na teoria clássica dos conjuntos (BARROS; BASSANEZI, 2006).

Uma relação clássica indica se há ou não alguma associação entre dois conjuntos

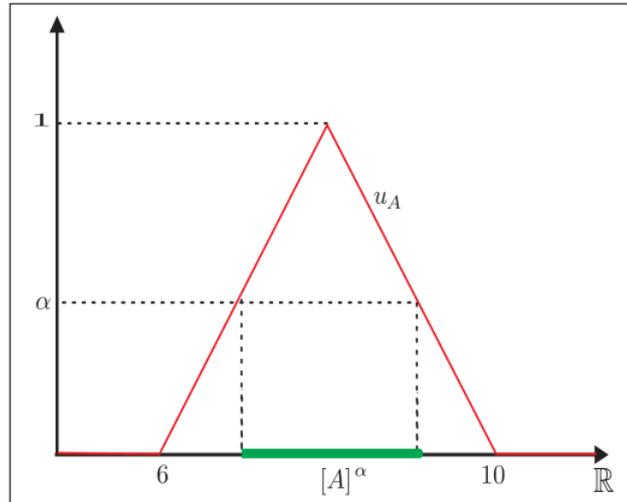


Figura 2 – α -níveis: $[A]^\alpha$ e $[A]^0 \neq \mathbb{R}$.

de objetos, enquanto que a relação fuzzy além de indicar se existe ou não tal associação, indica também o grau de pertinência dos pares ordenados do produto cartesiano a esta relação fuzzy, em outras palavras uma relação fuzzy é um conjunto fuzzy tendo como universo um produto cartesiano (BARROS; BASSANEZI, 2006).

Em (BENTKOWSKA; KRÓL, 2015), demonstra-se o contexto das relações fuzzy no que se refere à preservação de suas propriedades no processo de agregação. Outros trabalhos complementam este estudo formal das propriedades algébricas das relações fuzzy, incluindo classes e aplicações (BARRENECHEA et al., 2014; BENTKOWSKA et al., 2015).

Definição 3 (BARROS; BASSANEZI, 2006) *Uma relação clássica n -dimensional R é qualquer subconjunto clássico do produto cartesiano $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ representada por sua função característica $\chi_R : U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \rightarrow \{0, 1\}$, sendo*

$$\chi_R(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 1, & \text{se } (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

No caso bi-dimensional, $R \subseteq U_1 \times U_2$ é denominada de relação binária sobre $U_1 \times U_2$. Se $U_1 = U_2 = \dots = U_n = U$, diz-se que R é uma relação n -ária sobre U^n .

O conceito matemático de relação fuzzy é formalizado a partir do produto cartesiano usual entre conjuntos clássicos. Considera-se uma função de pertinência de uma relação fuzzy como extensão da função característica de uma relação clássica.

Definição 4 (BARROS; BASSANEZI, 2006) *Uma relação fuzzy está associada a um subconjunto fuzzy em $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$, cuja uma função de pertinência $\mu_R : U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \rightarrow [0, 1]$ onde $\mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n) \in [0, 1]$ indica o grau com que os elementos que compõem uma n -upla (x_1, x_2, \dots, x_n) estão relacionados por R .*

Do ponto de vista de inferência, com o objetivo de tomar alguma decisão, uma relação fuzzy tem grande importância, principalmente na teoria dos controladores fuzzy (BARROS; BASSANEZI, 2006).

Uma relação fuzzy entre conjuntos A e B é frequentemente definida de forma semelhante à operação de interseção entre A e B aplicada a pares ordenados $(x, y) \in A \times B$. A grande diferença está nos conjuntos universos envolvidos: enquanto na interseção os subconjuntos fuzzy são do mesmo universo; no produto cartesiano, eles podem ser distintos (ROSS, 2010b), veja a definição a seguir.

Definição 5 (BARROS; BASSANEZI, 2006) Sejam os conjuntos fuzzy A_1, \dots, A_n respectivamente definidos nos universos U_1, \dots, U_n não vazios. O produto cartesiano $A_1 \times \dots \times A_n$ é definido pela função de pertinência, dada por:

$$\mu_{A_1 \times \dots \times A_n}(x_1, \dots, x_n) = \min(\mu_{A_1}(x_1), \dots, \mu_{A_n}(x_n)),$$

sendo que $\min : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ corresponde ao operador de mínimo n -dimensional.

Observa-se que se A_1, \dots, A_n forem conjuntos clássicos, então o produto cartesiano clássico $A_1 \times \dots \times A_n$ pode ser obtido pela Definição 5, substituindo as funções de pertinência pelas respectivas funções características dos conjuntos A_1, \dots, A_n .

Sejam $X_m = \{x_1, \dots, x_m\}$, $Y_n = \{y_1, \dots, y_n\}$ e a relação binária fuzzy R em $X \times Y$ com imagem em $[0, 1]$, cuja função de pertinência é dada por $\mu_R(x_i, y_j) = r_{ij} \in [0, 1]$, para cada $1 \leq i, j \leq n$.

As formas mais comuns de se representar uma relação fuzzy binária \mathcal{R} em $X_m \times Y_n$ é aplicar a estrutura tabular e/ou sua correspondente construção matricial, conforme segue:

$$\begin{array}{c|cccc} \mathcal{R} & y_1 & y_2 & \dots & y_n \\ \hline x_1 & r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ x_2 & r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{array} \quad \text{ou} \quad \mathcal{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix}.$$

2.3 Conectivos da Lógica Fuzzy

Na sequência, são apresentados os principais conectivos fuzzy estudados, bem como são analisadas as propriedades e a construção do sistema de inferência baseado em lógica fuzzy.

2.3.1 Negação Fuzzy e Operadores Duais

Nesta seção, são tratadas as propriedades de negações fuzzy, conectivos definidos a partir de operações de complemento entre valores fuzzy no intervalo unitário $[0, 1]$.

São apresentados, também, exemplos de negação fuzzy com seus respectivos pontos de equilíbrio. Na última subseção, está a definição de função N -dual.

Uma função $N : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ é uma **negação fuzzy** se satisfaz as propriedades:

$N1$: $N(0) = 1$ e $N(1) = 0$; (condições de borda)

$N2$: Se $x \leq y$ então $N(x) \geq N(y)$, $\forall x, y \in U$ (antitonicidade).

Se N também verifica a propriedade involutiva, esta é chamada de negação forte (BUSTINCE; BURILLO; SORIA, 2003; KLEMENT; MESIAR; PAP, 2004):

$N3$: $N(N(x)) = x$, $\forall x \in [0, 1]$.

Uma negação fuzzy é chamada estrita quando satisfaz as seguintes propriedades:

$N4$: N é contínua; e

$N5$: Se $x > y$ então $N(x) > N(y)$, $\forall x, y \in [0, 1]$.

Toda negação estrita tem inversa N^{-1} a qual também é uma negação estrita. Observe que, negações fortes também são negações estritas, mas o contrário não é verdadeiro (BUSTINCE; BURILLO; SORIA, 2003). Por exemplo, a negação fuzzy $N(x) = 1 - x^2$ é estrita, mas não forte.

Observação 1 *Seja $N : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ uma negação fuzzy. Se uma negação N é forte, então $N = N^{-1}$. Se e é um ponto de equilíbrio (PE) em N , ou seja, $N(e) = e$, então pela antitonicidade de N , para cada $x \in U$, se $x \leq e$ então $e \leq N(x)$ e se $e \leq x$ então $N(x) \leq e$ (BEDREGAL, 2010a). E ainda, todas as negações fuzzy têm no máximo um PE (KLIR, 1993).*

A seguir, algumas negações fuzzy e respectivos PE são reportadas.

Exemplificação 1 *Negações correlacionadas aos seus pontos de equilíbrio:*

1. *Negação padrão forte: $N_S : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ dada por: $N_S(x) = 1 - x$. PE: $x = 0,5$;*

2. *Negação forte: $N : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ dada por: $N(x) = \sqrt{1 - x^2}$. PE: $x = \frac{\sqrt{2}}{2} \approx 0,7$;*

3. *Negação: $N_K : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ dada por: $N_K(x) = 1 - x^2$. PE: $x \approx 0,6$.*

Entretanto, nem todas as negações fuzzy possuem um ponto de equilíbrio. Um exemplo é a negação N_{\perp} definida a seguir:

$$N_{\perp}(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x > 0, \\ 1, & \text{se } x = 0. \end{cases}$$

Definição 6 (DE BAETS, 1997) Seja N uma negação fuzzy em $[0, 1]$ e $f : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma função real. A função N -dual de f é a função $F_N : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ que, $\forall (x_1, x_2, \dots, x_n) \in [0, 1]^n$, está definida pela expressão:

$$f_N(x_1, \dots, x_n) = N^{-1}(f(N(x_1), \dots, N(x_n))). \quad (1)$$

Neste trabalho, tal como considerado em (KLEMENT; MESIAR; PAP, 2004), quando $N = N_S$ a Equação (1) é dada por:

$$f_{N_S}(x_1, \dots, x_n) = 1 - f(1 - x_1, \dots, 1 - x_n). \quad (2)$$

Assim, f e f_N são chamadas **funções mutuamente duais** (BACZYŃSKI; JAYARAM, 2008).

2.3.2 Funções de Agregação Fuzzy

Em (BUSTINCE; BARRENECHEA; MOHEDANO, 2004, Definição.2), uma função de agregação binária $M : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ satisfaz as seguintes propriedades:

A1: $M(0, 0) = 0$ e $M(1, 1) = 1$ (condições de borda);

A2: Se $x \leq z$ então $M(x, y) \leq M(z, y)$, $\forall x, y, z \in [0, 1]$ (monotonicidade).

Funções de agregação satisfazendo a propriedade de comutatividade

A3: $M(x, y) = M(y, x)$, $\forall x, y \in [0, 1]$;

são chamadas funções de agregação comutativas.

E ainda, funções de agregação satisfazendo a propriedade de idempotência

A4: $M(x, x) = x$, $\forall x \in [0, 1]$,

são chamadas de *funções de agregação idempotentes*.

Sejam as funções de agregação idempotentes $\wedge, \vee : U^2 \rightarrow U$, respectivamente definidas em (DESCHRIJVER; KERRE, 2005, Definição 4.1) pelas expressões:

$$\wedge(x, y) = \min(x, y); \quad (3)$$

$$\vee(x, y) = \max(x, y), \forall x, y \in [0, 1]. \quad (4)$$

Se M é uma função de agregação idempotente, então temos:

$$\wedge(x, y) \leq M(x, y) \leq \vee(x, y), \forall x, y \in [0, 1].$$

2.3.2.1 Normas e Conormas Triangulares

As funções de agregação que qualificam as intersecções fuzzy e uniões fuzzy, são geralmente referidas na literatura como t-normas e t-conormas, respectivamente. No contexto da inclusão $\{0, 1\} \subseteq [0, 1]$, as normas e conormas triangulares são extensões das funções que representam a conjunção e disjunção na lógica clássica, respectivamente.

Definição 7 (BELIAKOV; PRADERA; CALVO, 2009; KLEMENT; MESIAR; PAP, 2013) Uma **norma triangular** (t-norma) é uma função $T : U^2 \rightarrow U$, satisfazendo as seguintes propriedades, para todo $u, v, x, y, z \in U$:

$$T1: T(x, y) = T(y, x) \text{ (Comutatividade);}$$

$$T2: T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z) \text{ (Associatividade);}$$

$$T3: T(x, y) \leq T(u, v), \text{ se } x \leq u \text{ e } y \leq v \text{ (Monotonicidade);}$$

$$T4: T(x, 1) = x \text{ (Elemento neutro).}$$

De acordo com (CALVO; MAYOR; MESIAR, 2002; KAHRAMAN; ÖZTAYŞI; ONAR, 2016) os exemplos mais referenciados e utilizados de normas triangulares são: a (i) Interseção Padrão; (ii) Produto Algébrico; (iii) Interseção Drástica; (iv) Łukasiewicz e (v) Nilpotente Mínimo.

Exemplificação 2 De acordo com (DUBOIS; PRADE, 2000) a Tabela 1 apresenta os exemplos mais referenciados e utilizados de t-normas.

Tabela 1 – Exemplificação de Normas Fuzzy Triangulares

Nome	Expressão Algébrica de t-normas
Intersecção-Padrão:	$T_M(x, y) = \min \{x, y\}$
Produto Algébrico:	$T_P(x, y) = x.y$
Intersecção Drástica:	$T_D(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } x < 1 \text{ e } y < 1 \\ \min\{x, y\}, & \text{caso contrário;} \end{cases}$
Łukasiewicz:	$T_L(x, y) = \max\{x + y - 1, 0\}$
Nilpotente Mínimo:	$T_m(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } x + y \leq 1 \\ \min\{x, y\}, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

Definição 8 (KLEMENT; MESIAR; PAP, 2000; KAHRAMAN; ÖZTAYŞI; ONAR, 2016) Uma **t-conorma triangular** (s-norma) é uma função $S : U^2 \rightarrow U$, satisfazendo as seguintes propriedades, para todo $u, v, x, y, z \in U$:

$$S1: S(x, y) = S(y, x) \text{ (Comutatividade);}$$

$S2: S(x, S(y, z)) = S(S(x, y), z)$ (*Associatividade*);

$S3: S(x, y) \leq S(u, v)$ se $x \leq u$ e $y \leq v$ (*Monotonicidade*);

$S4: S(x, 0) = x$ (*Elemento neutro*).

Analogamente ao caso da t-norma, de acordo com (DUBOIS; PRADE, 2000) os principais exemplos de t-conormas, são: a (i) União Padrão; (ii) Soma Probabilística; (iii) União Drástica; (iv) Łukasiewicz e (v) Nilpotente Máximo.

Exemplificação 3 Analogamente, de acordo com (DUBOIS; PRADE, 2000) a Tabela 2 apresenta os principais exemplos de t-conormas.

Tabela 2 – Exemplificação de Conormas Fuzzy Triangulares

Nome	Expressão Algébrica de t-conormas
União Padrão:	$S_M(x, y) = \max\{x, y\}$
Soma Probabilística:	$S_P(x, y) = x + y - xy$
União Drástica:	$S_D(x, y) = S_D(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 < x \text{ e } 0 < y \\ \max\{x, y\}, & \text{caso contrário;} \end{cases}$
Łukasiewicz:	$S_L(x, y) = \min\{x + y, 1\}$
Nilpotente Máximo:	$S_m(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } x + y \geq 1 \\ \max\{x, y\}, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

2.3.3 Implicações Fuzzy

A literatura apresenta uma diversidade de definições e aplicações no assunto de implicações fuzzy e construções duais (BACZYŃSKI, 2004; BACZYŃSKI; JAYARAM, 2008; BALASUBRAMANIAM, 2007; BUSTINCE; BURILLO; SORIA, 2003; BACZYŃSKI, 2013). Sendo a implicação fuzzy uma generalização da abordagem clássica, o único consenso em suas definições é que a implicação fuzzy deve ter o mesmo comportamento da implicação clássica quando os valores de entrada da implicação forem uma combinação dos extremos do intervalo $[0, 1]$.

No sentido de Fodor e Rubens (FODOR, 1991), um operador binário $I : U^2 \rightarrow U$ é uma **implicação fuzzy** se I satisfaz as seguintes condições:

$I1: I(1, 1) = I(0, 1) = I(0, 0) = 1$ e $I(1, 0) = 0$ (condições de contorno);

$I2: x \leq z \Rightarrow I(x, y) \geq I(z, y)$ (antitonicidade no primeiro argumento); e

$I3: y \leq z \Rightarrow I(x, y) \leq I(x, z)$ (isotonicidade no segundo argumento);

Tais propriedades das implicações fuzzy provêm suporte para modelagem do comportamento das regras e composição de métodos de inferência em sistemas de tomada de decisões baseadas na abordagem fuzzy.

Para um estudo aprofundado sobre implicações fuzzy vide (BACZYŃSKI; JAYARAM, 2008; BACZYŃSKI et al., 2013; BACZYŃSKI, 2013).

2.4 Sistema Baseado em Regras Fuzzy

Nesta seção, as principais características dos sistemas baseados em regras fuzzy tipo-1 são abordadas, as quais reafirmam que estes modelos garantem o suporte para a construção de sistemas de auxílio na tomada de decisões para o gerenciamento de recursos na CN.

Com o incremento na complexidade de um sistema, a habilidade de fazer declarações precisas e significativas sobre o seu comportamento diminui, até alcançar um limite além do qual precisão e relevância tornam-se características mutuamente exclusivas (BURKE et al., 2014).

Conforme Zadeh (ZADEH, 1973), a transcrição acima é definida como o Princípio da Incompatibilidade, e mostra a relevância em utilizar a Lógica Fuzzy para auxiliar na resolução de problemas que tradicionalmente são difíceis de resolver. A ideia básica de um sistema fuzzy é considerar funções que mapeiam um valor escalar em um número limitado entre 0 e 1, indicando o grau de pertinência desse valor ao conjunto.

Um sistema fuzzy pode estimar funções de entrada e saída, por meio do uso de técnicas heurísticas, onde um (ou mais) especialista humano, entrevistado para ajudar a formular o conjunto de regras fuzzy, pode articular associações de entrada/saída linguísticas.

Assim, sistemas fuzzy podem produzir estimativas de um sistema complexo a partir de variáveis linguísticas familiares da linguagem natural, mas fundamentais em modelos matemáticos. Nesse escopo, a metodologia fuzzy é um método de estimação de entrada e saída que considera modelos matemáticos (SHAW, 1999).

Um sistema de inferência considera os seguintes blocos principais (ROSS, 2010c):

- **Base de regras (BR)**, contendo as regras/proposições fuzzy onde as variáveis antecedentes/consequentes são Variáveis Linguísticas (VL) e os possíveis valores de uma VL são representados por conjuntos fuzzy;
- **Base de dados**, definindo as funções de pertinência dos conjuntos fuzzy nas regras fuzzy;
- **Unidade de decisão lógica**, realizando operações de inferência para obter, a partir da avaliação dos níveis de compatibilidade das entradas, com as condições impostas pela BR, uma ação a ser realizada pelo sistema;

- **Interface de fuzzificação**, utilizando as funções de pertinência pré-estabelecidas mapeia cada variável de entrada do sistema em graus de pertinência de cada conjunto fuzzy que representa a variável em questão;
- **Interface de defuzzificação**, transformando os resultados fuzzy produzidos pela saída da inferência obtidos no módulo da Unidade de Decisão Lógica, com o emprego das funções de pertinência das VL da parte consequente das regras, obtém uma saída não fuzzy; E, nesta etapa, as regiões resultantes são convertidas em valores de saída do sistema.

2.4.1 Arquitetura de um Sistema Fuzzy

Esta seção descreve, brevemente, as etapas de estruturação de um sistema baseado na lógica fuzzy. A Figura 3 apresenta um esquema gráfico de um sistema baseado em regras fuzzy.

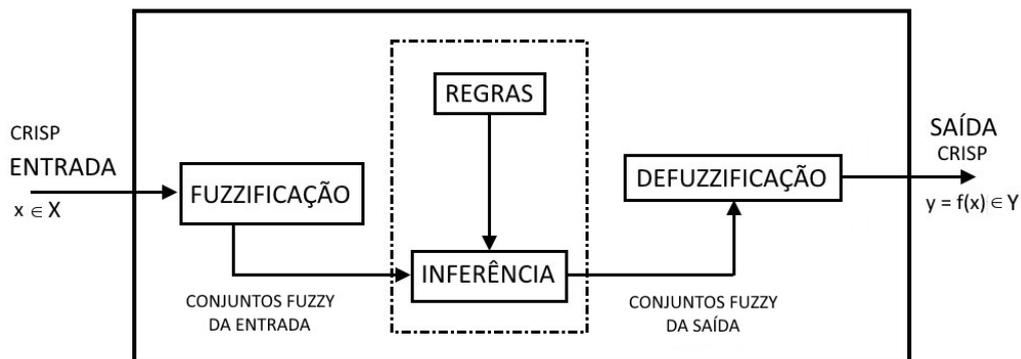


Figura 3 – Visão Arquitetural de um Sistema Fuzzy. Adaptada de (GHORBANZADEH et al., 2018)

2.4.1.1 Fuzzificação

O processo de fuzzificação é um mapeamento de subconjuntos de números reais (em geral discretizados) para o domínio fuzzy. A fuzzificação também indica que há atribuição de valores linguísticos, descrições vagas ou qualitativas, definidas por funções de pertinência às variáveis de entrada.

A fuzzificação também pode indicar uma espécie de *pré-processamento* de categorias ou classes dos sinais de entrada, reduzindo o número de valores a serem processados. Uma menor quantidade de valores processados significa menos complexidade das computações.

As funções de pertinência também podem ser descritas por tabulação de valores numéricos, e consultas via tabelas podem acelerar a etapa de fuzzificação.

Resumindo, têm-se duas sub etapas:

- (i) a entrada é um valor numérico; e

(ii) a saída correspondendo a um número do intervalo real $[0,1]$.

E ambas são dependentes dos graus de pertinência na definição dos conjuntos fuzzy. Para cada valor de entrada é aplicada uma função de pertinência, a qual retornará o valor da avaliação lógica da proposição.

2.4.1.2 Regras e Inferência

As regras podem ser fornecidas por especialistas, em forma de sentenças linguísticas, e se constituem em um aspecto fundamental no desempenho de um sistema de inferência fuzzy.

No caso de controlador fuzzy, o bom desempenho está condicionado às regras que descrevem a estratégia de controle de forma consistente. Extrair regras de especialistas na forma de sentenças condicionais é uma tarefa difícil, por mais conhecedores que eles sejam do problema em questão.

Alternativamente ao uso de especialistas para a definição da base de regras, existem métodos de extração de regras de dados numéricos úteis em problemas de classificação e previsão de séries temporais (KLIR, 2005).

No estágio de inferência, ocorrem as operações com conjuntos fuzzy propriamente ditas: combinação dos antecedentes das regras, implicação e *modus ponens* generalizado. Os conjuntos fuzzy de entrada, relativos aos antecedentes das regras, e o de saída, referente ao conseqüente, podem ser definidos previamente ou, alternativamente, gerados automaticamente a partir dos dados.

Nesta etapa, tem-se a aplicação dos operadores fuzzy, sendo que a entrada consta de dois ou mais valores, resultantes da fuzzificação. No caso da aplicação do operador de implicação: há uma remodelação nos dados de entrada pela aplicação de uma implicação fuzzy.

Na sequência, tem-se a agregação dos resultados das inferências, onde são justapostas todas as saídas fuzzy em um único conjunto fuzzy.

Para a elaboração dessas regras é importante ter em mente alguns conceitos importantes. São eles:

- Variáveis Linguísticas: elas são o centro da técnica de modelagem de sistemas fuzzy. Com elas é possível nomear os conjuntos, e ainda, qualificá-los utilizando os qualificadores (muito, regular, pouco). Dessa forma, a modelagem do sistema se torna mais próxima do mundo real.
- Conexões lógicas: do tipo AND/OR, para criar a relação entre as variáveis.
- Implicações do tipo: Se " x_1 é A_1 " E " x_2 é A_2 " E " x_3 é A_3 " então " y é B "

Os principais sistemas de inferência fuzzy estão baseados em dois operadores. Para tal, sejam A e B conjuntos fuzzy: Existem dois tipos básicos de implicações

fuzzy (SHAW, 1999):

1. *Modus Ponens* (Modo Afirmativo), operando frequentemente em controladores fuzzy e sistemas especialistas.

modus ponens :

Premissa 1:	$X = A$
Premissa 2:	<i>se</i> $X = A$ <i>então</i> $Y = B$
Consequência:	$Y = B$

onde $A \subset X$ e $B \subset Y$.

2. *Modus Tollens*: (Modo Negativo), operam com base em premissas ou condições, as quais geram uma determinada consequência. Tal tipo está sendo utilizado somente em sistemas especialistas.

modus tollens :

Premissa 1:	$Y = \text{não} - B$
Premissa 2:	<i>se</i> $X = A$ <i>então</i> $Y = B$
Consequência:	$X = \text{não} - A$

O mapa de regras fuzzy relaciona as entradas fuzzy entre si, gerando as saídas fuzzy correspondentes, formando assim a base de conhecimento do sistema. As entradas do mapa são preenchidas durante a identificação do sistema fuzzy quando um operador humano, ou ainda, um sistema especialista auxilia na identificação da operação e controle do processo.

Na inferência fuzzy, também se indicam como as regras são agregadas e combinadas, provendo a construção da região resultante da aplicação das regras.

Na agregação, ou seja, na composição dos vários conjuntos fuzzy de entrada em uma regra, as t -normas (T_M e T_P) são mais comuns, enquanto que na combinação, ou composição das saídas fuzzy de cada regra, a t -conormas S_m e S_P têm sido as mais praticadas (ROSS, 2010c).

Assim, definem-se as estruturas *max-min* ou *max-produto* para controladores fuzzy. Produto (P) e min (M) são ambos operadores de interseção fuzzy, referidos como conectivos *AND* (BELIAKOV; PRADERA; CALVO, 2009).

2.4.1.3 Defuzzificador

No defuzzificador, o valor da VL de saída inferida pelas regras fuzzy será traduzido num valor discreto, ou seja, geometricamente as regiões resultantes do processo de inferência são convertidas em valores precisos para a variável de saída do sistema. O objetivo é obter um único valor numérico discreto (Crisp) que melhor represente os valores fuzzy inferidos da VL de saída (ROSS, 2010d).

A defuzzificação é uma transformação inversa que traduz a saída do domínio fuzzy para o domínio discreto. Para selecionar o método apropriado de defuzzificação, pode-se utilizar um enfoque baseado no centróide ou nos valores máximos que ocorrem da função de pertinência resultante.

Existem diversas técnicas de defuzzificação, as principais delas são: centro da área, centro do máximo e média do máximo (SHAW, 1999), resumidas na sequência desta seção.

- (i) Centro da Área (CoA - *Center of Area*) O método centro da área, também conhecido como centro de gravidade, calcula o centróide da área composta que representa o termo de saída fuzzy (μ_{OUT}), esse termo é composto pela união de todas as contribuições de regras. O centróide é um ponto que divide a área de μ_{OUT} em duas partes iguais. O cálculo do CoA se dá da seguinte forma:

$$u = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \mu_{OUT}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{OUT}(u_i)} \quad (5)$$

onde $\mu_{OUT}(u_i)$ é a área de uma função de pertinência modificada pelo resultado da inferência fuzzy, e u_i é a posição do centróide da função de pertinência individual. Tal equação calcula o centróide composto, para o qual contribuem as funções de pertinência indicadas.

- (ii) Centro do Máximo (CoM - *Center of Maximum*)

Neste método, os picos das funções de pertinência representados no universo de discurso da variável de saída são usados, enquanto ignoram-se as áreas das funções de pertinência, as contribuições múltiplas de regras são consideradas por esse método.

Os valores não nulos do vetor de possibilidades de saída são posicionados nos correspondentes picos. Assumindo que tais valores representam pesos, o valor de saída defuzzificado (discretizado) é determinado pelo ponto de apoio onde os pesos ficam equilibrados. Assim, as áreas das funções de pertinência não desempenham papel relevante, apenas os máximos são utilizados. A saída discreta é calculada como uma média ponderada dos máximos, cujos pesos são os resultados da inferência. O cálculo do valor defuzzificado é realizado por meio da seguinte equação:

$$u = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \sum_{k=1}^n \mu_{O,k}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \mu_{O,k}(u_i)} \quad (6)$$

onde $\mu_{O,k}(u_i)$ indicam os pontos em que ocorrem os máximos (alturas) das funções de pertinência de saída.

Essa abordagem representa um melhor compromisso entre possíveis saídas

com multiplicidade de disparo de conjuntos fuzzy, ou seja, se três regras forem acionadas, duas impondo uma saída e uma impondo outra saída, por exemplo.

- (iii) Média do Máximo (MoM - *Mean of Maximum*) O método Média do Máximo é utilizado em casos onde a função de pertinência tenha mais de um máximo, pois a abordagem CoM não funcionaria bem, devido à necessidade de escolher qual máximo utilizar. Por isso, o uso do método MoM, para tomar-se a média de todos os máximos:

$$u = \sum_{m=1}^M \frac{u_m}{M} \quad (7)$$

onde u_m é o m -ésimo elemento no universo do discurso, pressupõe que a função $\mu_{OUT}(u_i)$ tenha um máximo e M é o número total desses elementos. Esse método também é conhecido como solução mais plausível, pelo fato de desconsiderar o formato das funções de pertinência de saída.

2.5 Controlador Fuzzy

Sejam A , B subconjuntos fuzzy dos conjuntos X e Y , respectivamente, e T uma t -norma contínua à esquerda (KLEMENT; MESIAR; PAP, 2013). Os seguinte são equivalentes:

- (i) Existe uma relação fuzzy R em $X \times Y$ que resolve a equação relacional $A \circ_T R = B$
(ii) A seguinte relação fuzzy R_T em $X \times Y$ resolve $A \circ_T R = B$:

$$\mu_{R_T(A,B)}(x, y) = \mu_A(x) \rightarrow_T \mu_B(y), \quad (8)$$

representando por uma implicação fuzzy.

Considerando uma t -norma contínua à esquerda T e os subconjuntos fuzzy A e B de X e Y , a relação fuzzy R_T é uma solução prototípica da equação relacional $A \circ_T R = B$. Na verdade, o valor $\mu_{R_T(A,B)}(x, y)$ pode ser interpretado como:

Se x é A então y é B

é frequentemente chamada de regra (linguística) SE ... ENTÃO. Portanto, faz sentido usar uma solução de $A \circ_T R = B$ para descrever a relação entre A e B .

2.5.1 Controlador Fuzzy de Mandani-Assilian

Em (MAMDANI; ASSILIAN, 1975) foi definido um primeiro tipo de controlador fuzzy que utiliza conjuntos fuzzy tanto no espaço de entrada quanto no de saída e, portanto,

pelo menos em um contexto técnico, geralmente necessita de uma defuzzificação para produzir uma função de entrada-saída.

Consideram-se espaços de entrada arbitrários (geralmente multi-dimensionais), e para o espaço de saída nos restringimos ao caso mais usual $Y = \mathbb{R}$. Justificam-se estas escolhas, pois espaços de saída multi-dimensionais podem ser tratados considerando vários controladores fuzzy, com múltiplas saídas em paralelo.

Definição 9 *Sejam X um espaço de entrada arbitrário, A_1, A_2, \dots, A_n e B_1, B_2, \dots, B_n conjuntos fuzzy em X e \mathcal{R} uma relação definida por pares de funções de pertinência μ_{A_i} e μ_{B_i} , para $1 \leq i \leq n$, e uma t-norma $T : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$. E, seja a base de regra*

$$\begin{aligned} \text{Se } x \text{ é } A_1 \text{ então } y \text{ é } B_1, \\ \text{Se } x \text{ é } A_2 \text{ então } y \text{ é } B_2, \\ \vdots \\ \text{Se } x \text{ é } A_n \text{ então } y \text{ é } B_n. \end{aligned}$$

Seja $\mu_{\mathcal{R}}$ uma função integrável. A função $F_M : X \rightarrow \mathbb{R}$ modelando o controlador de Mamdani é definida por:

$$F_M(x) = \frac{\int_{\mathbb{R}} \mu_{\mathcal{R}}(x, y) \cdot y \, dy}{\int_{\mathbb{R}} \mu_{\mathcal{R}}(x, y) \, dy} \quad (9)$$

sempre que $\int_{\mathbb{R}} \mu_{\mathcal{R}}(x, y) \, dy > 0$, $\forall x \in X$, e a relação \mathcal{R} em $X \times \mathbb{R}$ definida pela função de pertinência $\mu_{\mathcal{R}} : X \times \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$, a qual é expressa por:

$$\mu_{\mathcal{R}}(x, y) = \max(T(\mu_{A_1}(x), \mu_{B_1}(y)), \dots, T(\mu_{A_n}(x), \mu_{B_n}(y))),$$

com $\mu_{A_i}(x), \mu_{B_i}(x) \in [0, 1]$, para $1 \leq i \leq n$.

Em (KLEMENT; MESIAR; PAP, 2013)[Def. 13.14], tem-se aplicação do método especial de defuzzificação, o centro de gravidade, que está basicamente contido na Equação (9). Oportuno destacar, que como mencionado na Seção 2.4.1.3 também existem outros métodos de defuzzificação, por exemplo, a média dos máximos (ver detalhes em (KRUSE; GEBHARDT; KLAWONN, 1994)).

As t-normas mais amplamente usadas para o controlador Mamdani são T_M ou T_P :
(i) no primeiro caso, também referida como $\max - \min$ inferência; e
(ii) no outro caso, tem-se a \max -prod inferência.

Uma ilustração de um controlador Mamdani (usando a inferência $\max - \min$) é apresentado na Figura 4.

No controlador Mamdani da Figura 4, os conjuntos fuzzy do espaço entrada/saída são mostrados na parte inferior e esquerda, respectivamente. E, a relação fuzzy induzida pelo controlador está representada pelo gráfico de contorno; o valor de saída é o centro da área em relação à região cinza, apresentada na esquerda desta região.

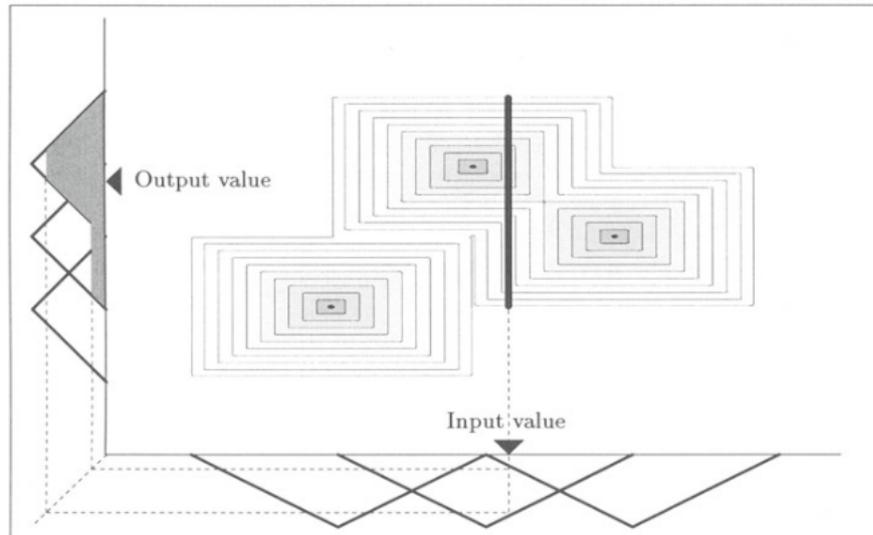


Figura 4 – Controlador de Mamdani. Adaptada de (KLEMENT; MESIAR; PAP, 2013)

2.5.2 Controlador Fuzzy de Takagi-Sugeno

Outros trabalhos propuseram novos controladores fuzzy para a teoria de controle.

O segundo tipo importante de controladores fuzzy é o controlador Takagi-Sugeno (TAKAGI; SUGENO, 1985; SUGENO, 1985) que usa valores crisp no espaço de saída. Significando que a inferência inclui necessariamente uma etapa de defuzzificação.

Definição 10 *Sejam X um espaço de entrada, A_1, \dots, A_n subconjuntos fuzzy de X com $\sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) > 0$ para todo $x \in X$, e as funções $f_1, \dots, f_n : X \rightarrow \mathbb{R}$. Considera-se a seguinte base de regras:*

Se x é A_1 então y é $f_1(x)$,
Se x é A_2 então y é $f_2(x)$,
⋮
Se x é A_n então y é $f_n(x)$.

A função de entrada-saída $F_{TS} : X \rightarrow \mathbb{R}$ dado por

$$F_{TS}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) \cdot f_i(x)}{\sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x)}$$

define o controlador Takagi-Sugeno.

Os relacionamentos entre os controladores são explorados em (KLEMENT; MESIAR; PAP, 2013). Em especial, se cada função f_i é constante, ou seja, $f_i(x) = u_i$, $\forall i = 1, \dots, n$, o controlador Takagi-Sugeno pode ser considerado como um caso especial do controlador Mamdani.

Formalmente, seja X um espaço de entrada, A_1, A_2, \dots, A_n conjuntos fuzzy em X com funções de pertinência $\mu_{A_i} : X \rightarrow [0, 1]$ e tal que $\sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) > 0, \forall x \in X$. Sejam $y_1, y_2, \dots, y_n \in \mathbb{R}$ e a base de regra

Se x é A_1 então y é y_1 ,
 Se x é A_2 então y é y_2 ,
 \vdots
 Se x é A_n então y é y_n ,

referente a função de entrada-saída do controlador Takagi-Sugeno F_{TS} . Então existe um controlador Mamdani com espaço de entrada X tal que sua função de entrada-saída correspondente F_M coincide com F_{TS} .

2.6 Considerações do Capítulo

Neste capítulo foram abordados tópicos referentes aos conjuntos fuzzy, no que trata à definição e diferenciação de função característica e pertinência, as operações padrões entre conjuntos fuzzy, sendo elas: (i) união, (ii) interseção e (iii) complementação, e também foram apresentados os níveis de um conjunto fuzzy.

De mesmo modo, foram sistematizados conceitos relativos a relações, conectivos, negações e operadores duais, funções de agregação (normas e conormas triangulares), implicações, e finalmente, os principais tópicos que definem um sistema de inferência fuzzy foram apontados, incluindo as etapas de fuzzificação, inferência e defuzzificação.

3 NOÇÕES DA LÓGICA FUZZY VALORADA INTERVALARMENTE

Este capítulo sumariza o estudo feito com relação aos conjuntos fuzzy valorados intervalarmente, sendo destacados os aspectos mais relevantes, considerando o foco de estudo e pesquisa desta Tese. Neste contexto, o estudo teórico, via Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente, está direcionado à fundamentação necessária para desenvolvimento de métodos que contribuam para o gerenciamento de recursos na CN.

A teoria dos conjuntos fuzzy tipo-2 foi introduzida por Lotfi Zadeh em (ZADEH, 1975) como uma extensão dos conjuntos fuzzy tradicionais. Seu surgimento está relacionado com a insuficiência da teoria de conjunto fuzzy tradicional em modelar as incertezas inerentes à definição das funções de pertinência dos antecedentes e consequentes em um sistema de inferência fuzzy.

Além disso, conjuntos fuzzy do tipo-2 são muito úteis em circunstâncias onde há necessidade de lidar com imprecisão, hesitação, ambiguidade, indeterminação, incluindo também as incertezas modeladas por conjuntos fuzzy tradicionais (TAKÁČ, 2014).

Recentemente, conjuntos fuzzy valorados intervalarmente (BUSTINCE et al., 2016) são cada vez mais usados nos mesmos problemas que os conjuntos fuzzy. Isso se deve ao fato de que, entre outros fatores, fornecem uma forma de representar mais que a incerteza inerente à construção dos conjuntos fuzzy, adequando-se para representar um determinado cenário. Dessa forma, podem melhor representar os resultados numéricos das aplicações, como pode ser visto em relevantes aplicações descritas na literatura científica e no desenvolvimento tecnológico. (ASIAIN et al., 2017; BARRENECHEA et al., 2011, 2014; BENTKOWSKA et al., 2015; BURILLO; BUSTINCE, 1996; BUSTINCE, 2000; CHOI; MUN; AHN, 2012; JURIO et al., 2011; SANZ et al., 2013).

3.1 Conceituação de Conjuntos Fuzzy Tipo-2

Conjuntos fuzzy tipo-2 são conjuntos fuzzy cujos graus de pertinência são conjuntos fuzzy sobre o universo $[0, 1]$ (MENDEL, 2007; PEDRYCZ, 2021).

A teoria de conjuntos fuzzy tipo-2, modela a incerteza oriunda do significado das palavras. Embora a função de pertinência tipo-2 também seja totalmente precisa, esta é composta por uma “mancha” de incerteza que permite que a incerteza seja trabalhada pelo sistema de inferência fuzzy tipo-2.

Um conjunto fuzzy tipo-2 \tilde{A} sobre X , é caracterizado por uma função de pertinência do tipo-2, $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$, onde seu grau de pertinência passa a ser não somente um conjunto de pares ordenados, mas um conjunto de pares ordenados constituídos por conjuntos fuzzy, em outras palavras, o grau de pertinência de cada elemento é o subintervalo fechado fornecido como pertinência (BUSTINCE et al., 2016), onde tem-se que o grau de pertinência e os conjuntos fuzzy tipo-2 são valorados intervalarmente conforme Definição 11.

Definição 11 *Um conjunto fuzzy \tilde{A} do tipo-2, é caracterizado por uma função de pertinência $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ do tipo-2, onde $x \in X$ e $u \in J_x \subseteq [0, 1]$, ou seja:*

$$\tilde{A} = \{(x, u), \mu_{\tilde{A}}(x, u) : \forall x \in X, \forall u \in J_x \subseteq [0, 1]\}, \quad (10)$$

onde, $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x, u) \leq 1$.

De acordo com a Definição 11, conjuntos fuzzy valorados intervalarmente são obtidos quando $\mu_{\tilde{A}}(x, u) = 1$ para todo $x \in X$ e $u \in J_x$ e além disso J_x é um intervalo para todo $x \in X$ (SOLA et al., 2015).

No contexto deste trabalho, consideram-se os conjuntos fuzzy valorados intervalarmente e os correspondentes conectivos fuzzy são estudados.

As Figuras 5(a), e 5(b) mostram a forma geométrica da função de pertinência de conjuntos fuzzy valorados intervalarmente e suas respectivas áreas coloridas em azul representam, a região de incerteza, ou ainda, “*Foot print of Uncertainty*” (FOU) (MENDEL, 2007).

Devido ao fato de que o grau secundário dos conjuntos fuzzy valorados intervalarmente ser sempre igual a 1, no intervalo J_x e zero no restante a terceira dimensão acaba não mostrando nenhuma informação adicional ao intervalo J_x . As Figuras 6(a), 6(b), 6(c) e 6(d), apresentam conjuntos fuzzy valorados intervalarmente, triangular, trapezoidal, gaussiano e “singlenton”, respectivamente.

Definição 12 *O corte vertical de $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ é definido como sendo o plano bidimensional em um dado $x = x'$, cujos eixos são u e $\mu_{\tilde{A}}(x', u)$.*

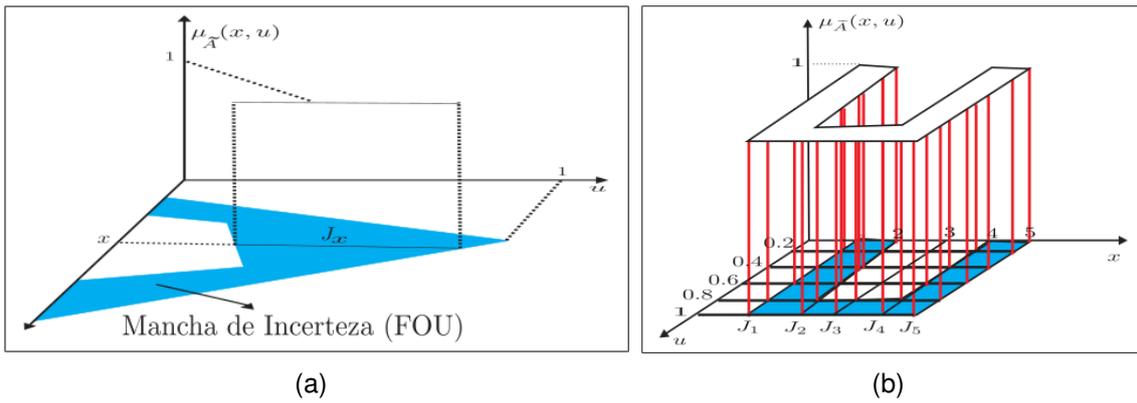


Figura 5 – Representação dos Conjuntos Fuzzy Valorados Intervalarmente. Adaptada de (MENDEL, 2007)

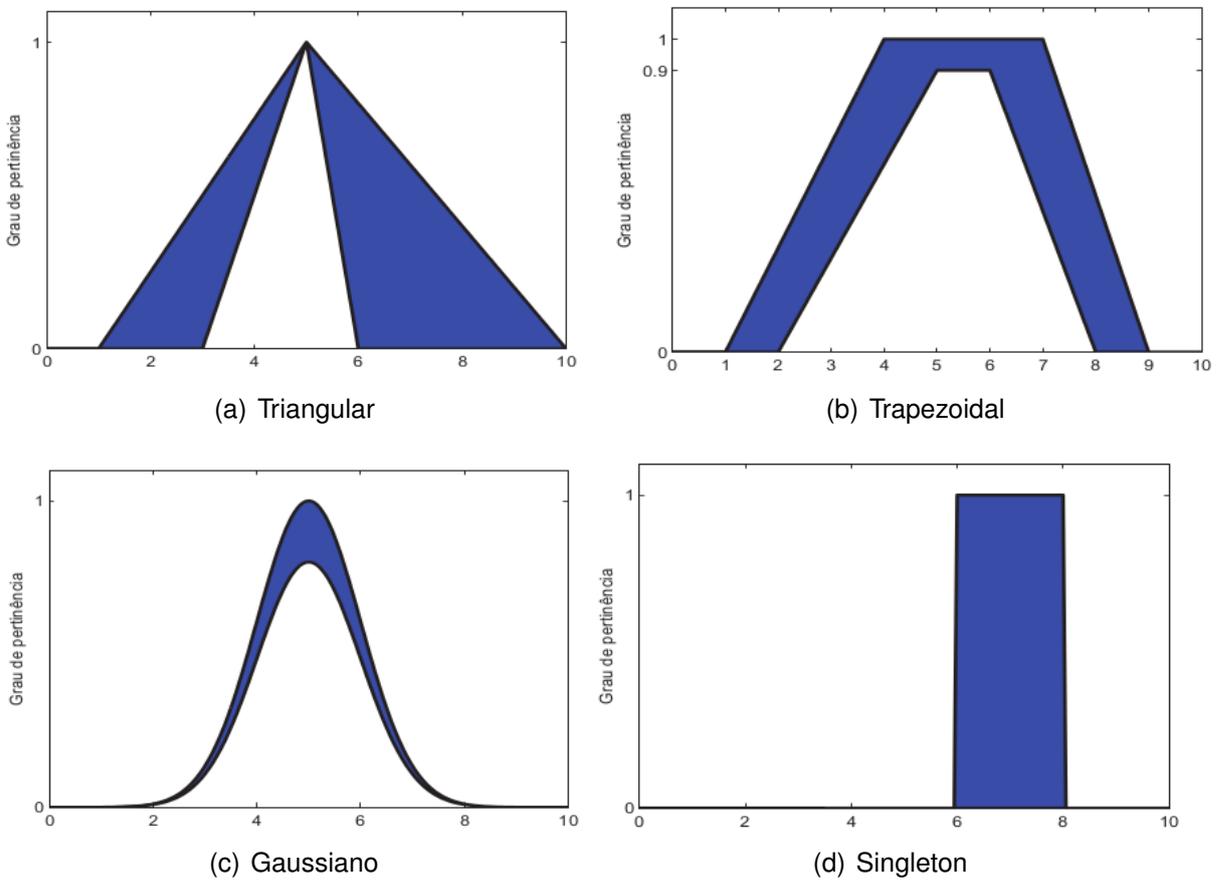


Figura 6 – Exemplos de Conjuntos Fuzzy do Tipo-2 Intervalares. Adaptada de (CASTRO; CASTILLO; MELIN, 2007)

Definição 13 A função de pertinência secundária é o corte vertical de $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ em determinado valor de $x = x'$. Como mostra a Figura 7.

Definição 14 Se a pertinência primária J_x de x , é um intervalo então está definida como o domínio da função de pertinência secundária para o valor de x , com $J_x = [J_x, \bar{J}_x] \subseteq [0, 1], \forall x \in X$ (MENDEL, 2007).

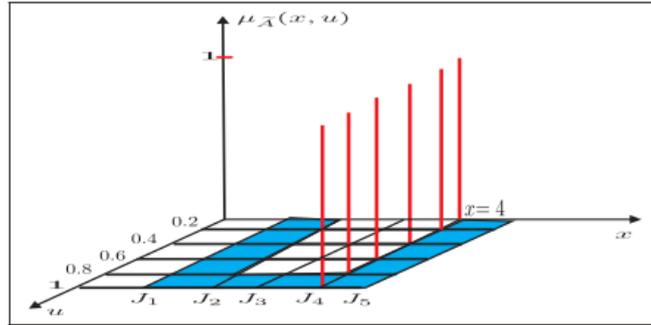


Figura 7 – Função de Pertinência Secundária Intervalar em $x=4$. Adaptada de (MENDEL, 2007)

Definição 15 A “mancha” de incerteza (FOU) é definida como a união de todas as pertinências primárias, isto é,

$$FOU(\tilde{A}) = \bigcup_{x \in X} J_x \quad (11)$$

consistindo em um conjunto fuzzy do tipo-2 definido por funções de pertinência do tipo-1, a superior e a inferior (TAKÁČ, 2013), sendo a incerteza representada pela região limitada por estas (MENDEL, 2007; CASTILLO; MELIN, 2012a,b; CASTILLO; MELIN; PEDRYCZ, 2011).

Definição 16 (MENDEL, 2007) A função de pertinência superior é representada na forma $\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x), \forall(x) \in X$, dados por:

$$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \bigcup_{x \in X} \bar{J}_x, \quad (12)$$

logo a função de pertinência inferior é representada na forma $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x), \forall(x) \in X$, dados por:

$$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \bigcup_{x \in X} \underline{J}_x \quad (13)$$

onde \bigcup representa o operador de união.

A Figura 8 exemplifica uma FOU com suas funções de pertinência superior e inferior para abordagem intervalar.

3.2 Diferença entre Conjuntos Fuzzy e Tipo-2 Intervalar

Um exemplo de um conjunto fuzzy do tipo-1, apresentado na Figura 9(a). Quando apenas os números inteiros são considerados no domínio x , o conjunto fuzzy do tipo-1 pode ser representado como $\{0/2, 0.5/3, 1/4, 1/5, 0.67/6, 0.33/7, 0/8\}$, em que $0/2$ significa que o número 2 possui grau de pertinência 0 no conjunto fuzzy do tipo-1.

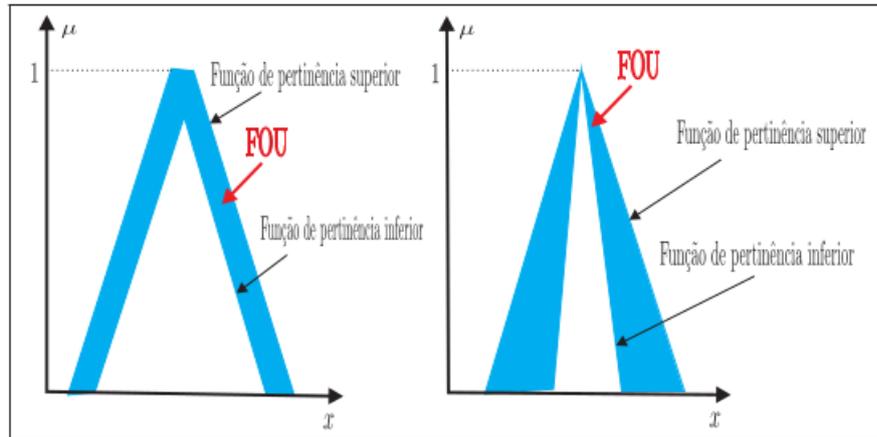
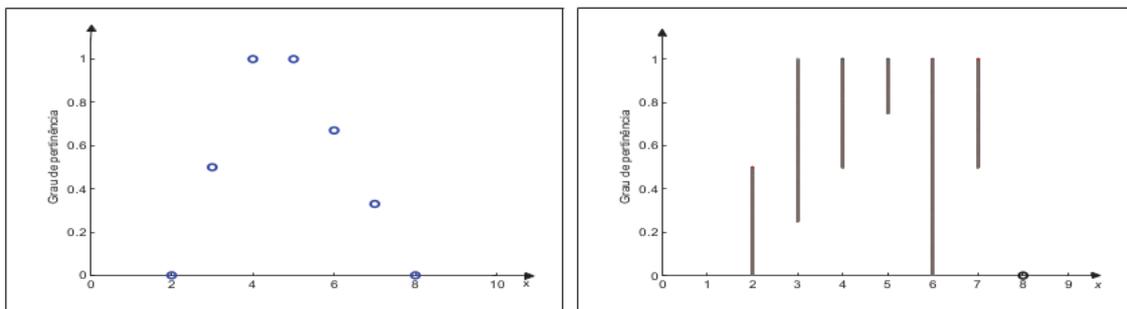


Figura 8 – Conjunto Fuzzy Valorado Intervalarmente. Adaptada de (MENDEL, 2007)

Um exemplo das pertinências primárias de um conjunto fuzzy do tipo-2, intervalar e discreto, está exposto na Figura 9(b).

Pode-se observar que, ao contrário de um conjunto fuzzy do tipo-1, cujas pertinências para cada $x \in U$ é um número, as pertinências de um conjunto fuzzy do tipo-2 intervalar é um intervalo. Por exemplo, as pertinências primárias dos números 2, 3, 4, 5, 6 e 7 são intervalos $[0, 0.5]$, $[0.25, 1]$, $[0.5, 1]$, $[0.75, 1]$, $[0, 1]$ e $[0.5, 1]$, respectivamente, e o grau de pertinência primário do número 8 é 0. Neste contexto, um conjunto fuzzy tipo-2 estende um conjunto fuzzy tipo-1 quando consideram-se valores degenerados para os graus de pertinência da função primária $J_x(\bar{J}_x = \underline{J}_x)$.



(a) Conjunto Fuzzy do Tipo 1.

(b) Pertinência Primária de um Conjunto Fuzzy do Tipo-2 Intervalar Discreto.

Figura 9 – Comparação de Conjuntos Fuzzy do Tipo 1 e 2 Intervalares.

3.3 Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente

A Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente (*Interval-valued Fuzzy Logic - IvFL*) é considerada com base na teoria dos Conjuntos Fuzzy Valorados Intervalarmente (*Interval-valued Fuzzy Sets - IvFS*), permitindo especificar apenas um subintervalo fechado do intervalo unitário $[0, 1]$ como o grau de pertinência de cada elemento em um conjunto fuzzy (GEHRKE; WALKER; WALKER, 1996).

Assim, ao complementar a teoria dos conjuntos fuzzy, a teoria dos conjuntos fuzzy valorados intervalarmente pode modelar ambos, a incerteza e a imprecisão (não especificidade), refletida no diâmetro do intervalo associado ao grau de pertinência.

3.3.1 Reticulados de Valores Fuzzy Intervalares

Seja $L([0, 1])$ o conjunto de todos os intervalos reais fechados no intervalo unitário $[0, 1]$, ou seja, $L([0, 1]) = \{[a, b] : 0 \leq a \leq b \leq 1\}$.

Um conjunto fuzzy IvFS A em U é uma função $\mu_A : U \rightarrow L([0, 1])$ (PEKALA, 2019; STARCZEWSKI, 2013; REISER; BEDREGAL; REIS, 2014).

Para lidar com variáveis intervalares são consideradas as projeções $l_{L([0,1])}, r_{L([0,1])} : L([0, 1]) \rightarrow [0, 1]$ que são, respectivamente, definidas como $l_{L([0,1])}([x_1, x_2]) = x_1$ e $r_{L([0,1])}([x_1, x_2]) = x_2$. Nestes casos, os limites de $X \in L([0, 1])$, $l_{L([0,1])}(X)$ e $r_{L([0,1])}(X)$, também são denotados por \underline{X} e \overline{X} , respectivamente.

Para cada $x \in [0, 1]$, o intervalo degenerado $[x, x] \in L([0, 1])$ é denotado por \mathbf{x} , sendo $\bar{D} = \{\mathbf{x} = [x, x] : x \in U\}$ o conjunto de todos os intervalos degenerados em $L([0, 1])$.

Seja a ordem de *Kulisch-Miranker order* também chamada de *ordem do produto*:

$$X \leq_{L([0,1])} Y \Leftrightarrow \underline{X} \leq \underline{Y} \wedge \overline{X} \leq \overline{Y}, \forall X, Y \in L([0, 1]);$$

e, portanto $\mathbf{0} \leq_{L([0,1])} X \leq_{L([0,1])} \mathbf{1}, \forall X \in L([0, 1])$.

O reticulado dos valores fuzzy intervalares é constituído pelo conjunto $L([0, 1])$, munido com a ordem parcial do produto, tendo $\mathbf{0}$ como *bottom* e $\mathbf{1}$ como topo e sendo o ínfimo e supremo de cada par $X, Y \in L([0, 1])$ dado da seguinte forma

$$X \wedge Y = [\min(\underline{X}, \underline{Y}), \min(\overline{X}, \overline{Y})] \text{ e } X \vee Y = [\max(\underline{X}, \underline{Y}), \max(\overline{X}, \overline{Y})]. \quad (14)$$

3.3.2 Conectivos Fuzzy Valorados Intervalarmente

Nesta seção são apresentadas as propriedades de negações e agregadores fuzzy valorados intervalarmente, além disso, dois exemplos são abordados, o primeiro Exemplo 4, explicando as funções de agregação bivariada, e o segundo Exemplo 5, as correspondentes construções duais.

3.3.2.1 Negações Fuzzy Valoradas Intervalarmente

Os complementos de IvFS são definidos por negações fuzzy valoradas intervalarmente. Uma função $\mathcal{N} : L([0, 1]) \rightarrow L([0, 1])$ é uma negação fuzzy Valorada Intervalarmente (Interval-valued Fuzzy Negation - IvFN) se as seguintes propriedades são verificadas:

$\mathbb{N}1$ $\mathcal{N}([0, 0]) = [1, 1]$ e $\mathcal{N}([1, 1]) = [0, 0]$ (condições de contorno);

$\mathbb{N}2$ $X \leq Y$ implica que $\mathcal{N}(Y) \leq \mathcal{N}(X)$, $\forall X, Y \in L([0, 1])$ (antimonotônica pela ordem do produto).

Além disso, uma lvFN \mathcal{N} é forte se é involutiva, verificando

$\mathbb{N}3$ $\mathcal{N}(\mathcal{N}(X)) = X$, $\forall X \in L([0, 1])$.

A extensão intervalar da negação padrão é dada por $\mathcal{N}_S(X) = [1 - \bar{X}, 1 - \underline{X}]$.

Lema 1 (BEDREGAL; MEZZOMO; REISER, 2018, Prop. 3.9) *Seja \mathcal{N} uma lvFN forte. Então, para cada $X, Y \in L([0, 1])$, $\mathcal{N}(X \vee Y) = \mathcal{N}(X) \wedge \mathcal{N}(Y)$ e $\mathcal{N}(X \wedge Y) = \mathcal{N}(X) \vee \mathcal{N}(Y)$.*

Em (PEKALA, 2019; WU; LUO, 2011), dado um lvFS \mathbb{A} , seu complemento com relação a ordem do produto é o lvFS \mathbb{A}^c , definido para cada $z \in U$, como segue:

$$\mathbb{A}^c = \{(z, \chi_{\mathbb{A}^c}(z)) : z \in U\}.$$

Sempre que $\chi_{\mathbb{A}}(z) = X$ então $\chi_{\mathbb{A}^c}(z) = \mathbb{N}(X)$. Se ainda, a negação valorada intervalarmente \mathbb{N} é representável por uma negação fuzzy N tal que $\mathbb{N}(X) = N(x) > x \in X$, então $\mathbb{N}(X) = [N(\bar{X}), N(\underline{X})]$. Em particular quando $N = N_S$ então $\mathbb{N}(X) = [1 - \bar{X}, 1 - \underline{X}]$.

Além disso, em (ASIAIN et al., 2018; BEDREGAL, 2010b; BUSTINCE et al., 2020) outras ordens (totais admissíveis) são estudadas (BEDREGAL; MEZZOMO; REISER, 2018; PALMEIRA et al., 2014; REISER; BEDREGAL, 2017) para negações, em extensões fuzzy mais gerais.

3.3.2.2 Agregações Fuzzy Valoradas Intervalarmente

Uma função $\mathcal{A} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ é uma Função de Agregação Valorada Intervalarmente (**Interval-valued Aggregation Function** - IvAF) se verifica as propriedades (ZAPATA et al., 2017):

$\mathbb{A}1$ $\mathcal{A}([0, 0], \dots, [0, 0]) = [0, 0]$ e $\mathcal{A}([1, 1], \dots, [1, 1]) = [1, 1]$ (preserva as condições de contorno)

$\mathbb{A}2$ Para $X_1, \dots, X_n, Y \in L([0, 1])$ e $i \in \{1, \dots, n\}$, se $X_i \leq Y$, $\mathcal{A}(X_1, \dots, X_n) \leq \mathcal{A}(X_1, \dots, X_{i-1}, Y, X_{i+1}, \dots, X_n)$ (monotônica pela ordem do produto)

Pode-se ainda classificar uma IvAF para cada $X_1, \dots, X_n \in L([0, 1])$, tem-se as classes (cf. (PEKALA, 2019)):

(i) **Função Conjuntiva** Uma função $\mathcal{C} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ é conjuntiva se verifica a condição: $\mathcal{C}(X_1, \dots, X_n) \leq \bigwedge_{i=1}^n X_i$;

- (ii) **Função Disjuntiva** Uma função $\mathcal{D} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ é disjuntiva se verifica a condição: $\mathcal{D}(X_1, \dots, X_n) \geq \bigvee_{i=1}^n X_i$;
- (iii) **Função Média** Uma função de agregação $\mathcal{A} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ é uma média se verifica a condição: $\bigwedge_{i=1}^n X_i \leq \mathcal{A}(X_1, \dots, X_n) \leq \bigvee_{i=1}^n X_i$; e
- (iv) **Função Mista** Uma função de agregação $\mathcal{M} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ é mista se não é conjuntiva, disjuntiva e nem uma média.

Podemos usar lvAF conjuntiva e disjuntiva bivariada para definir a interseção e união de lvFS como $A \cap_{\mathcal{C}} B(x) = \mathcal{C}(A(x), B(x))$ e $A \cup_{\mathcal{D}} B(x) = \mathcal{D}(A(x), B(x))$, respectivamente. Em particular, o ínfimo e o supremo do limite da estrutura $\langle L([0, 1]), \leq \rangle$ são lvAF conjuntivos e disjuntivos, respectivamente.

Proposição 1 *Seja \mathcal{N} uma lvFN e $\mathcal{F} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ uma lvAF. Então, para cada $X_1, \dots, X_n \in L([0, 1])$, a função $\mathcal{F}_{\mathcal{N}} : L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$, definida como segue*

$$\mathcal{F}_{\mathcal{N}}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{N}(\mathcal{F}(\mathcal{N}(X_1), \dots, \mathcal{N}(X_n))), \quad (15)$$

é uma lvAF, que é chamada de \mathcal{N} -dual de \mathcal{F} . Além disso, se \mathcal{N} é forte e \mathcal{F} é conjuntiva (disjuntiva, média e mista), então $\mathcal{F}_{\mathcal{N}}$ é disjuntiva (respectivamente, conjuntiva, média e mista).

Prova 1 *A partir das definições de lvAF e lvFN, imediatamente temos que $\mathcal{F}_{\mathcal{N}}$ satisfaz as condições de contorno. Na verdade, o seguinte é válido:*

$$\mathcal{F}_{\mathcal{N}}([0, 0], \dots, [0, 0]) = \mathcal{N}(\mathcal{F}(\mathcal{N}([0, 0]), \dots, \mathcal{N}([0, 0]))) = \mathcal{N}(\mathcal{F}([1, 1], \dots, [1, 1])) = \mathcal{N}([1, 1]) = [0, 0]$$

E analogamente, $\mathcal{F}_{\mathcal{N}}([1, 1], \dots, [1, 1]) = [1, 1]$. Por outro lado, se $X_i \leq Y$ então $\mathcal{N}(Y) \leq \mathcal{N}(X)$ e desde que \mathcal{F} seja crescente, temos

$$\mathcal{F}(\mathcal{N}(X_1), \dots, \mathcal{N}(X_{i-1}), \mathcal{N}(Y), \mathcal{N}(X_{i+1}), \dots, \mathcal{N}(X_n)) \leq \mathcal{F}(\mathcal{N}(X_1), \dots, \mathcal{N}(X_n))$$

Consequentemente, obtemos que

$$\mathcal{N}(\mathcal{F}(\mathcal{N}(X_1), \dots, \mathcal{N}(X_n))) \leq \mathcal{N}(\mathcal{F}(\mathcal{N}(X_1), \dots, \mathcal{N}(X_{i-1}), \mathcal{N}(Y), \mathcal{N}(X_{i+1}), \dots, \mathcal{N}(X_n))).$$

E então, $\mathcal{F}_{\mathcal{N}}$ é uma função crescente em relação a ordem do produto. Finalmente, desde que \mathcal{F} é conjuntiva então $\mathcal{F}(\mathcal{N}(X_1), \dots, \mathcal{N}(X_n)) \leq \bigwedge_{i=1}^n \mathcal{N}(X_i)$ e portanto, pela Eq. (15) e Lema 1, o seguinte é verificado:

$$\bigvee_{i=1}^n X_i = \bigvee_{i=1}^n \mathcal{N}(\mathcal{N}(X_i)) = \mathcal{N}\left(\bigwedge_{i=1}^n \mathcal{N}(X_i)\right) \leq \mathcal{F}_{\mathcal{N}}(X_1, \dots, X_n). \quad (16)$$

Portanto, \mathcal{F}_N é conjuntiva. Concluindo, a prova dos outros casos pode ser construída de forma análoga.

É bem conhecido o papel relevante da abordagem matemática da continuidade no estudo de propriedades analíticas de operadores fuzzy. Como sua interpretação principal, sempre que uma função contínua é executada, pode-se facilmente observar que pequenas mudanças nos dados de entrada propagam pequenas mudanças nos resultados de saída.

Apesar de serem interessantes as classes de funções de agregação que não são contínuas, do ponto de vista prático, a continuidade é importante para garantir maior estabilidade dos resultados produzidos (BELIAKOV; PRADERA; CALVO, 2007, pp.21). Na abordagem proposta deste trabalho, como um estudo de caso especial, a continuidade do IvAF e IvFN está relacionada à noção de Moore-continuidade e, portanto, com base na métrica de Moore, pode ser estendida para $L([0, 1])^n$ do seguinte modo:

$$d_M^n((X_1, \dots, X_n), (Y_1, \dots, Y_n)) = \sqrt{\sum_{i=1}^n d_M(X_i, Y_i)^2}. \quad (17)$$

Uma função $F: L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ é Moore-contínua (DIMURO et al., 2011) se para cada $(Y_1, \dots, Y_n) \in L([0, 1])^n$, temos que:

$$d_M^2((X_1, \dots, X_n), (Y_1, \dots, Y_n)) < \delta \Rightarrow d_M(F(X_1, \dots, X_n), F(Y_1, \dots, Y_n)) < \epsilon. \quad (18)$$

Teorema 1 (DIMURO et al., 2011) *Seja $f, g: [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma função crescente de modo que $f \leq g$. Então, a função $F_{f,g}: L([0, 1])^n \rightarrow L([0, 1])$ definida por*

$$F_{f,g}(X_1, \dots, X_n) = (f(\underline{X}_1, \dots, \underline{X}_n), g(\overline{X}_1, \dots, \overline{X}_n))$$

é Moore-contínua em relação à ordem do produto se, e somente se f e g são contínuas em $[0, 1]$.

Podemos também considerar outras propriedades que podem ser verificadas para algumas IvAF. Seja $\mathcal{F}: L([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$ uma IvAF, para todo $X, Y, Z \in L([0, 1])$, então temos:

Ⓐ3 $\mathcal{F}(X, Y) = \mathcal{F}(Y, X)$ (comutatividade);

Ⓐ4 $\mathcal{F}(X, \mathcal{F}(Y, Z)) = \mathcal{F}(\mathcal{F}(X, Y), Z)$ (associatividade);

Ⓐ5 $\exists E \in L([0, 1]), \mathcal{F}(X, E) = \mathcal{F}(E, X) = X$ (elemento neutro);

Ⓐ6 $\mathcal{F}(X, X) = X$ (idempotência);

Diversas classes de IvAF bivariadas foram definidas na literatura com base em propriedades selecionadas e relacionadas à aplicação realizada. De acordo com as quatro classes relatadas anteriormente, podemos ter, por exemplo: t-normas de valor intervalar (IvAF conjuntiva), t-conormas de valor intervalar (IvAF disjuntiva), integral de Choquet de valor intervalar (média IvAF) e uninormas (IvAF mista) avaliadas (BUS-TINCE et al., 2013; DESCHRIJVER, 2013; PEKALA, 2019).

Mais recentemente, (BEDREGAL et al., 2017; QIAO; HU, 2017) introduziram a noção de Funções de Sobreposição com Valor Intervalar (*Interval-valued Overlap Functions* - IvOF) como comutativa, crescente em relação à ordem do produto e à função contínua de Moore $\mathcal{O} : L([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$ também satisfazendo as seguintes condições:

⊙1 $\mathcal{O}(X, Y) = [0, 0]$ se e somente se $X = [0, 0]$ ou $Y = [0, 0]$;

⊙2 $\mathcal{O}(X, Y) = [1, 1]$ se e somente se $X = Y = [1, 1]$.

Observa-se que o IvOF pode ser conjuntiva, média ou mista, mas nunca disjuntiva. De fato, suponha que um IvOF \mathcal{O} seja disjuntiva então $\mathcal{O}([0, 0], [1, 1]) = [1, 1]$, que é uma contradição relacionada a ⊙1. No entanto, sua contraparte \mathcal{N} -dupla, conhecida como Função de Agrupamento Valorada Intervalarmente (*Interval-valued Grouping Functions* - IvGF) (QIAO; HU, 2017), é uma função disjuntiva, média ou mista.

Exemplificação 4 Fazendo a convenção de que $\frac{0}{0} = 0$, pode-se facilmente observar que, a partir do Teorema 1, cada uma das próximas funções de agregação bivariada em $L_n([0, 1])$ são Moore-continuas:

1.1 Conjuntiva IvOF:

1.1.1 $\mathcal{O}_2(X, Y) = [\underline{X}^2\underline{Y}^2, \overline{X}^2\overline{Y}^2]$ (sem elemento neutro); e

1.1.2 $\mathcal{O}_M(X, Y) = [\min(\underline{X}, \underline{Y}), \min(\overline{X}, \overline{Y})]$ (com elemento neutro).

1.2 Média IvOF (sem elemento neutro)

1.2.1 $\mathcal{O}_{DB}(X, Y) = \left[\frac{2\underline{X}\underline{Y}}{\underline{X}+\underline{Y}}, \frac{2\overline{X}\overline{Y}}{\overline{X}+\overline{Y}} \right]; e$

1.2.2 $\mathcal{O}_{M3}(X, Y) = \left[\min(\underline{X}, \underline{Y}), \left(\frac{\overline{X}\overline{Y}^2 + \overline{X}^2\overline{Y}}{2} \right)^{\frac{1}{3}} \right].$

1.3 Mista IvOF:

1.3.1 $\mathcal{O}_{2DB}(X, Y) = \left[\underline{X}^2\underline{Y}^2, \frac{2\overline{X}\overline{Y}}{\overline{X}+\overline{Y}} \right]; e$

1.3.2 \mathcal{O}_{Mix} construída como no Teorema 1 da função de sobreposição mista

$$\mathcal{O}_{Mix}(x, y) = \begin{cases} \frac{x^2y^2}{0.4^3} & \text{se } x, y \leq 0.4 \\ 0.6 + 2 \frac{(x-0.6)(y-0.6)}{x+y-1.2} & \text{se } x, y \geq 0.6 \\ \min(x, y) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (19)$$

que é a soma ordinal de $O_2(x, y) = x^2y^2$ e $O_{DB}(x, y) = \frac{2xy}{x+y}$ (veja (DIMURO; BEDREGAL, 2014)). Neste caso, este operador pode ser expresso como $\mathcal{O}_{Mix}(X, Y) = [\mathcal{O}_{Mix}(\underline{X}, \underline{Y}), \mathcal{O}_{Mix}(\overline{X}, \overline{Y})]$.

1.4 IvAF conjuntiva que não é IvOF:

1.4.1 $\mathcal{A}(X, Y) = [\underline{X}^2\underline{Y}, \overline{X}^2\overline{Y}]$ (sem elemento neutro); e

1.4.2 $\mathcal{T}_L(X, Y) = [\max(0, \underline{X} + \underline{Y} - 1); \max(0, \overline{X} + \overline{Y} - 1)]$ (com elemento neutro).

1.5 Função contínua idempotente e de Moore que não é IvAF nem IvOF conjuntiva:

1.5.1 $\mathcal{O}_\wedge(X, Y) = [\min(\underline{X}, \underline{Y}), \max(\overline{X}, \overline{Y})]$ (com elemento neutro).

A noção de IvGF é introduzida em (QIAO; HU, 2017) como comutativa, crescente em relação à ordem do produto e à função contínua de Moore $\mathcal{G} : L([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$ satisfazendo as seguintes condições:

Ⓔ1 $\mathcal{G}(X, Y) = [0, 0]$ se e somente se $X = Y = [0, 0]$;

Ⓔ2 $\mathcal{G}(X, Y) = [1, 1]$ se e somente se $X = [1, 1]$ ou $Y = [1, 1]$.

Na proposição a seguir, uma simples generalização de (QIAO; HU, 2017, Prop. 3.1 (1)) no sentido das construções \mathcal{N}_S -duais dos operadores acima são apresentadas.

Proposição 2 *Seja \mathcal{N} uma IvFN e seja $\mathcal{F} : L([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$ uma IvAF. Então,*

(i) *\mathcal{F} é uma IvOF se e somente se $\mathcal{F}_{\mathcal{N}} : L([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$, definida como em Eq. (15), é uma IvGF;*

(ii) *\mathcal{F} é uma IvGF se e somente se $\mathcal{F}_{\mathcal{N}} : L([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$, definida como em Eq. (15), é uma IvOF.*

Exemplificação 5 *As correspondentes construções \mathcal{N}_S -duais dos operadores no Exemplo 4 são, respectivamente, apresentadas nas seguintes expressões:*

2.1 Conjuntiva IvOF:

2.1.1 $(\mathcal{O}_2)_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = [1 - (1 - \underline{X})^2 \cdot (1 - \underline{Y})^2, 1 - (1 - \overline{X})^2 \cdot (1 - \overline{Y})^2]$ (sem elemento neutro); e

2.1.2 $(\mathcal{O}_M)_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = [\max(\underline{X}, \underline{Y}), \max(\overline{X}, \overline{Y})]$ (com elemento neutro).

2.2 Média IvOF:

2.2.1 $(\mathcal{O}_{DB})_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = \left[\frac{\underline{X} + \underline{Y} - 2\underline{X}\underline{Y}}{2 - \underline{X} - \underline{Y}}, \frac{\overline{X} + \overline{Y} - 2\overline{X}\overline{Y}}{2 - \overline{X} - \overline{Y}} \right]$ (sem elemento neutro);

$$2.2.2 (\mathcal{O}_{M3})_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = \left[1 - \left(\frac{(1-\underline{X}) \cdot (1-\underline{Y})^2 + (1-\underline{X})^2 \cdot (1-\underline{Y})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}, \max(\overline{X}, \overline{Y}), \right] \text{ (sem elemento neutro)}.$$

2.3 Mista IvOF:

$$2.3.1 (\mathcal{O}_{2DB})_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = \left[\frac{2\overline{X}\overline{Y}}{\overline{X} + \overline{Y}}, 1 - (1 - \underline{X})^2 \cdot (1 - \underline{Y})^2 \right];$$

2.3.2 construção \mathcal{N}_S -dual de \mathcal{O}_{Mix} IvOF é a \mathcal{G}_{Mix} construída como o Teorema 1 da função de agrupamento misto

$$G_{Mix}(x, y) = \begin{cases} 1 - \frac{(1-x)^2(1-y)^2}{0.4^3} & \text{se } x, y \geq 0.6 \\ 0.4 + 2 \frac{(0.4-x)(0.4-y)}{0.8-x-y} & \text{se } x, y \leq 0.4 \\ \max(x, y) & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (20)$$

Neste outro caso, $\mathcal{G}_{Mix}(X, Y) = [G_{Mix}(\underline{X}, \underline{Y}), G_{Mix}(\overline{X}, \overline{Y})]$

2.4 IvAF conjuntiva que não é IvOF:

2.4.1 $(\mathcal{A})_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = [1 - (1 - \underline{X})^2 \cdot (1 - \underline{Y}), 1 - (1 - \overline{X})^2 \cdot (1 - \overline{Y})]$ (sem elemento neutro); e

2.4.2 $(\mathcal{T}_L)_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = [\min(1, \underline{X} + \underline{Y}); \min(1, \overline{X} + \overline{Y})]$ (com elemento neutro).

2.5 Função idempotente e contínua de Moore que não é IvAF nem IvGF disjuntiva

2.5.1 $(\mathcal{O}_{\wedge})_{\mathcal{N}_S}(X, Y) = [\max(\underline{X}, \underline{Y}), \min(\overline{X}, \overline{Y})]$ (com elemento neutro), pode ser denotada como \mathcal{O}_{\vee} .

3.4 Sistema Baseado em Regras Fuzzy Valorado Intervalarmente

Esta seção descreve, brevemente, as etapas de estruturação de um sistema baseado na Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente.

Na Figura 10 é apresentada a arquitetura do sistema de inferência baseado na IvFL, organizada em quatro componentes principais: (i) Interface de Fuzzificação; (ii) Unidade de Decisão Lógica; (iii) Base de Regras; e (iv) Interface de Defuzzificação.

A abordagem da IvFL é motivada por resultados alcançados nos trabalhos em (MOURA et al., 2019; MOURA et al., 2019/08), e com a intenção de agregar ao modelo além do tratamento para as incertezas também uma abordagem para as imprecisões, estendendo este tratamento na definição dos IvFS, e funções de pertinência. A seguir os principais blocos que constituem um Sistema de Inferência Fuzzy Tipo-2 (*Type-2 Fuzzy Inference System - T2FIS*) são brevemente descritos:

- **(1) Interface de Fuzzificação:** O processo de fuzzificação baseado em conjuntos fuzzy tipo-2 é realizado de acordo com a natureza e definição de um conjunto fuzzy tipo-2, associando a um valor de entrada uma função intervalar e

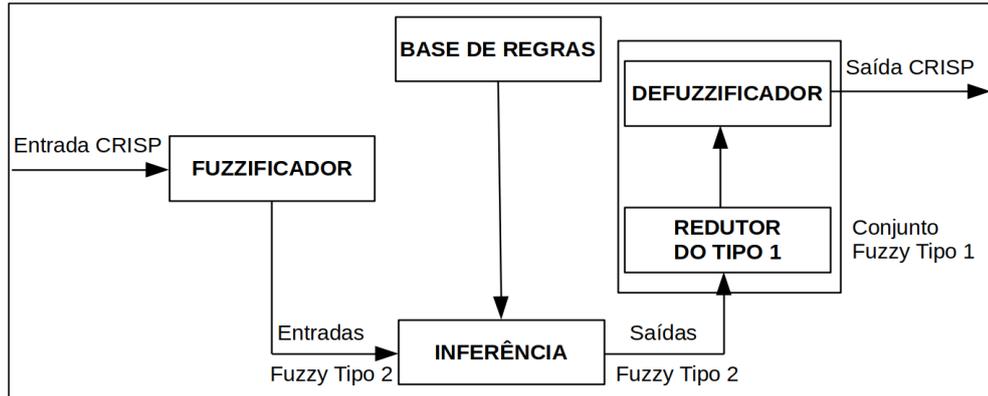


Figura 10 – Arquitetura do Sistema de Inferência Fuzzy Tipo-2. Adaptada de (MENDEL, 2007)

não simplesmente com um único valor em U . Em outras palavras, é inserido no mecanismo de inferência a incerteza relacionada às funções de pertinência de entrada.

Assim, para cada entrada $A(x)$ um vetor de entrada $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in U^n$ quando $n \in \mathbb{N}^*$ está relacionado a um par de vetores em $L([0, 1])^n$ obtidos da seguinte forma:

$$(\overline{A}(x_1), \overline{A}(x_2), \dots, \overline{A}(x_n)), (\underline{A}(x_1), \underline{A}(x_2), \dots, \underline{A}(x_n))).$$

- **(2) Base de Regras (BR):** constituída por regras que classificam as VL de acordo com os conjuntos fuzzy IvFS;
- **(3) Unidade de Decisão Lógica:** realiza as operações de inferência entre os dados de entrada e as condições impostas na BR, gerando a ação a ser realizada no sistema de inferência fuzzy tipo-2;
- **(4) Defuzzificação:** nesta fase, são consideradas duas principais etapas, que são elas:
 - (i) **Redutor de Tipo:** responsável por reduzir conjunto fuzzy valorado intervalarmente em conjunto fuzzy, ao buscar o melhor conjunto fuzzy que representa o IvFS deve satisfazer a seguinte premissa: quando toda a incerteza desaparecer, o resultado do sistema de inferência fuzzy tipo-2 reduz-se a um sistema de inferência (WU; NIE, 2011).
 - (ii) **Defuzzificação:** O sistema de inferência fuzzy tipo-2 usa a média dos pontos limites \underline{Y} e \overline{Y} da saída $B(x)$:

$$y = \frac{\underline{Y} + \overline{Y}}{2} = \frac{B(x) + \overline{B}(x)}{2}, \forall x \in U, \quad (21)$$

onde os valores \underline{Y} e \bar{Y} são calculados via método iterativo de Karnik e Mendel (algoritmo KM)(MENDEL, 2013), ou obtidos através do uso de um método convencional, como o centróide, no valor final da inferência.

3.5 Ordens Admissíveis

Considerando a necessidade de comparar os intervalos produzidos como saída de um sistema fuzzy tipo-2, a abordagem apresentada nesta Tese emprega a metodologia de Ordens Admissíveis (ZAPATA et al., 2017).

A expectativa com o emprego de Ordens Admissíveis é contornar as situações onde dois intervalos possam ser entendidos como incomparáveis por métodos usuais de ordenação dos intervalos reais. Um exemplo neste sentido seria a ordem produto “ $\leq_{L([0,1])}$ ”, que é uma relação de ordem parcial, não total, e portanto permite que dois intervalos possam ser incomparáveis ($X \not\leq Y$ e $Y \not\leq X$).

As classes de Ordens Admissíveis, estudadas em muitas abordagens que fazem uso da Lógica Fuzzy do Tipo-2 intervalar, como a Lógica Fuzzy (Hesitante, Intuicionista) Valorada Intervalarmente (COSTA et al., 2019; MATZENAUER et al., 2022), estão sendo consideradas neste trabalho e brevemente caracterizadas e exemplificadas logo a seguir.

Exemplificação 6 *Primeiramente, são reportadas ordens admissíveis como descritas em (TAKÁČ et al., 2019).*

1. *Sejam $M_1, M_2 : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ funções de agregação tais que, $\forall X, Y \in [0, 1]$, as igualdades $M_1(\underline{X}, \bar{X}) = M_1(\underline{Y}, \bar{Y})$ e $M_2(\underline{X}, \bar{X}) = M_2(\underline{Y}, \bar{Y})$ valem, simultaneamente, somente se $X = Y$. Tem-se então que a relação*

$$X_{M_1, M_2} Y \Leftrightarrow \begin{cases} M_1(\underline{X}, \bar{X}) < M_1(\underline{Y}, \bar{Y}); \text{ ou} \\ M_1(\underline{X}, \bar{X}) = M_1(\underline{Y}, \bar{Y}) \text{ e } M_2(\underline{X}, \bar{X}) \leq M_2(\underline{Y}, \bar{Y}). \end{cases} \quad (22)$$

é uma ordem admissível em $L([0, 1])$.

2. *Seja $\alpha \in [0, 1]$ e considere a função de agregação $K\alpha(x, y) = (1 - \alpha)x + \alpha y$. De acordo com a Eq.(22), quando $\alpha, \beta \in [0, 1]$ com $\alpha \neq \beta$, obtém-se uma ordem linear admissível $\preceq_{\alpha, \beta}$ considerando $M_1(x, y) = K\alpha(x, y)$ e $M_2(x, y) = K\beta(x, y)$.*
3. *Em particular, pela Eq.(22), se $M_1(x, y) = (x + y)/2$ e $M_2(x, y) = y$, tem-se a ordem de Xu and Yager (XU; YAGER, 2006) em $L([0, 1])$, que propõem a ordenação através do seguinte método:*

$$[\underline{X}, \bar{X}] \leq_{XY} [\underline{Y}, \bar{Y}] \Leftrightarrow \begin{cases} \underline{X} + \bar{X} < \underline{Y} + \bar{Y}; \text{ ou} \\ \underline{X} + \bar{X} = \underline{Y} + \bar{Y} \text{ e } \bar{X} - \underline{X} \leq \bar{Y} - \underline{Y}, \forall X, Y \in L([0, 1]). \end{cases}$$

2. Sejam as ordens Lexicográficas \leq_{Lex1} relacionada a primeira variável, e \leq_{Lex2} a segunda variável, que são respectivamente definidas da seguinte forma:

$$\begin{aligned} [\underline{X}, \overline{X}] \leq_{Lex1} [\underline{Y}, \overline{Y}] &\Leftrightarrow \begin{cases} \underline{X} < \underline{Y}; \text{ ou} \\ \underline{X} = \underline{Y} \text{ e } \overline{X} \leq \overline{Y}; \end{cases} \\ [\underline{X}, \overline{X}] \leq_{Lex2} [\underline{Y}, \overline{Y}] &\Leftrightarrow \begin{cases} \overline{X} < \overline{Y}; \text{ ou} \\ \overline{X} = \overline{Y} \text{ e } \underline{X} \leq \underline{Y}. \end{cases} \end{aligned}$$

Neste caso, tem-se também um caso particular da Eq.(22), considerando $M_1(x, y) = x$ e $M_2(x, y) = y$ para \leq_{Lex1} , e a correspondente projeção reversa para \leq_{Lex2} .

Uma revisão ampla, explorando as principais propriedades das ordens admissíveis, incluindo aquelas já descritas acima, está disponível em (BUSTINCE et al., 2013, 2020; ZAPATA et al., 2017; SANTANA et al., 2020).

Exemplificação 7 E completando, é destacada uma ordem admissível baseada em agregadores injetivos, como a apresentada em (COSTA et al., 2019).

- Seja $A: L([0, 1]) \rightarrow [0, 1]$ uma função tal que A é crescente relativamente à ordem parcial \leq e tal que $A(\mathbf{0}) = 0$ e $A(\mathbf{1}) = 1$. A \preceq_A -relação definida por

$$X \preceq_A Y \Leftrightarrow \begin{cases} X = Y, \text{ ou} \\ A(X) < A(Y), \end{cases} \quad (23)$$

é uma ordem admissível em $L([0, 1])$ quando A é injetiva.

Para definir a ordem admissível \preceq_A , seja A a função obtida pela expansão decimal infinita dos extremos do intervalo $X = [\underline{X}, \overline{X}] \subseteq [0, 1]$, indicada por:

$$[\underline{X}, \overline{X}] = \left[0.\underline{X}^{[1]}\underline{X}^{[2]} \dots, 0.\overline{X}^{[1]}\overline{X}^{[2]} \dots \right],$$

onde, $1 = 0.99 \dots$ e $0 = 0.00 \dots$. Seja a função $A: L([0, 1]) \rightarrow [0, 1]$ dada por

$$A(X) = \begin{cases} 0.\underline{X}^{[1]}\overline{X}^{[1]}\underline{X}^{[2]}\overline{X}^{[2]} \dots, & \text{se } 0 \leq \underline{X} \leq \overline{X} < 1; \\ 0.\underline{X}^{[1]}9\underline{X}^{[2]}9 \dots, & \text{se } 0 \leq \underline{X} \leq \overline{X} = 1; \\ 1, & \text{se } X = [1, 1]; \end{cases} \quad (24)$$

A é crescente e injetiva com respeito à ordem parcial usual, satisfazendo as condições de contorno $A(\mathbf{0}) = 0$ e $A(\mathbf{1}) = 1$. Assim, a relação \preceq_A definida pela expressão

$$X \preceq_A Y \Leftrightarrow \begin{cases} X = Y, \text{ ou} \\ A(X) < A(Y), \end{cases} \quad (25)$$

é uma ordem admissível em $L([0, 1])$.

3.6 Considerações do Capítulo

Este capítulo apresentou conceitos e definições referentes aos conjuntos fuzzy do tipo-2, e também exibiu as diferenças entre os conjuntos fuzzy tipo-1 e tipo-2. Destaca-se que o emprego dos conjuntos fuzzy tipo-2 está relacionado com a insuficiência da teoria de conjunto fuzzy tradicional em modelar as incertezas inerentes à definição das funções de pertinência dos antecedentes e consequentes.

Além disso, este capítulo abordou os fundamentos relevantes e relativos a lógica fuzzy valorada intervalarmente, destacando assuntos relacionados aos reticulados de valores fuzzy intervalares, conectivos fuzzy valorados intervalarmente (negações e agregações), os principais tópicos que definem um sistema de inferência fuzzy tipo-2 valorado intervalarmente, incluindo as etapas de fuzzificação, inferência e defuzzificação, incluindo redutor de tipo, caso se aplique ao método estudado.

E, concluindo este capítulo, as definições de ordens admissíveis foram tratadas, pois serão relevantes para as aplicações desenvolvidas no Int-FLBCC, viabilizando as comparações e identificação melhores opções, a partir das respostas obtidas via controlador fuzzy, para seleção do melhor resultado nos processos de tomadas de decisões.

4 ESTADO DA ARTE NA CONSOLIDAÇÃO DE SERVIDORES NA COMPUTAÇÃO EM NUVEM USANDO LÓGICA FUZZY

Este capítulo tem dois objetivos principais: (i) um primeiro que é contextualizar fundamentos referentes ao gerenciamento na Computação em Nuvem, facultando a apropriação dos conceitos necessários ao segundo objetivo, o qual consiste em; (ii) discutir a Revisão Sistemática de Literatura desenvolvida no foco de pesquisa desta Tese.

4.1 Sistematizando Conceitos, Categorias de Serviços e Desafios na Computação em Nuvem

Esta seção aborda assuntos relacionados aos principais conceitos, funcionalidades e desafios para o gerenciamento de recursos na CN.

4.1.1 Computação em Nuvem: Conceitos

O advento das tecnologias de processamento, armazenamento e comunicações aliadas na busca pela eficiência energética, motivou a intensificação das pesquisas em torno de alternativas para o gerenciamento de recursos no paradigma da CN. Neste contexto, os recursos são disponibilizados sobre demanda de acordo com o tempo de usabilidade.

O surgimento da CN causou um grande impacto nas indústrias de Tecnologia de Informação e de Comunicação (TIC), dentre elas Google, Amazon e Microsoft que constantemente trabalham em busca de ambientes de CN mais potentes, confiáveis e mais eficientes, computacional e energeticamente.

A computação em nuvem é um modelo que permite o acesso conveniente, ubíquo e sob-demanda de um agrupamento de recursos computacionais, como por exemplo, rede, servidores, armazenamento, aplicações e serviços que podem ser rapidamente alocados e liberados com esforço mínimo de gerenciamento ou interação com o provedor de serviços (MELL; GRANCE et al., 2011; GOURISARIA et al., 2020).

Apesar do atual destaque dado para a pesquisa em CN, seu conceito não é novo

e tão poucas suas tecnologias (HAMDAQA; TAHVILDARI, 2012). A literatura aponta que a CN contempla uma série de características, dentre elas, podem ser destacadas: (SIMMON, 2018; GOURISARIA et al., 2020):

- **Autoatendimento sob demanda**, considerando que um consumidor pode provisionar unilateralmente recursos de computação, como tempo do servidor e armazenamento de rede, conforme necessidades, sem exigir interação com cada provedor de serviços;
- **Amplo acesso à rede**, onde os recursos estão disponíveis na Internet e são acessados através de mecanismos padrões que possibilitam o uso em plataforma heterogêneas, integrando diferentes dispositivos (telefones celulares, *tablets*, *notebooks* e estações de trabalho);
- **Agrupamento de recursos**, agrupando os recursos de computação do provedor para atender a vários consumidores usando um modelo de multi-locação, onde diferentes recursos físicos e virtuais são atribuídos e reatribuídos dinamicamente de acordo com a demanda do consumidor;
- **Elasticidade rápida**, os recursos podem ser provisionados e liberados elasticamente, em alguns casos automaticamente, de acordo com a demanda. Para o consumidor, os recursos disponíveis para provisionamento geralmente parecem ilimitados, e podem ser apropriados em qualquer quantidade e a qualquer momento;
- **Serviços mensurados**: monitorando, controlando e relatando o uso dos recursos, proporcionando transparência tanto para o fornecedor quanto para consumidor do serviço utilizado.

4.1.2 Computação em Nuvem: Categorias de Serviços

A CN provê serviços sob demanda por meio da Internet (CHIEU et al., 2009). Para prover esses serviços a CN é dividida em três categorias (GOURISARIA et al., 2020), as quais são apresentadas na Figura 11, e detalhadas logo a seguir.

- **Software as a Service (SaaS)**, onde a disponibilidade de *software* ocorre via provedor de serviços, disponível sob demanda, geralmente por meio de um navegador *Web*;
- **Platform as a Service (PaaS)**, modelo intermediando a disponibilidade de *software*, normalmente desenvolvido através de *Application Program Interface* (API) mas focando somente no desenvolvimento do *software*, salvo algumas configurações necessárias no ambiente;



Figura 11 – Categorias dos Serviços Oferecidos na CN. Adaptada de (PRAJAPATI; SHARMA; BADGUJAR, 2018)

- **Infrastructure as a Service (IaaS)**, modelo onde busca-se abstração do *hardware* através de MV, ou seja, o usuário não se preocupa com aspectos relacionados a parte física, como servidores e redes.

Apesar de a CN estar amplamente presente na indústria e no desenvolvimento tecnológico, diversas propostas de pesquisa vêm sendo consideradas para otimizar estratégias nesta área. Os principais desafios abordados na literatura são (ALDAHWAN; RAMZAN, 2022):

- **Provisionamento automatizado de serviços**, consistindo na alocação e realocação de MV de acordo com a necessidade do cliente, respeitando os *SLO* (*Service Level Objective*) do ambiente e buscando minimizar o custo operacional. Contudo, não é fácil determinar como mapear SLO para cumprir requisitos de QoS, como por exemplo, definir a utilização da CPU e memória, pois essas oscilam a cada segundo. Justificando-se a necessidade de constantes atualizações e otimizações no sistema *online* para lidar com esses provisionamentos.
- **Migração de Máquinas Virtuais**, provendo diversas vantagens para a CN, como a possibilidade da criação de MV com o intuito de balancear a carga por todo o *data center*, e ainda, possibilitando robustez e rápida resposta de provisionamento em *data centers*. Os principais benefícios da migração de MV são otimizar o uso dos recursos, no entanto, isso não é uma tarefa simples. Atualmente, a detecção de picos de carga de trabalho e o início de uma migração não têm a agilidade necessária para responder às mudanças súbitas e dinâmicas de carga de trabalho.
- **Consolidação de servidores**, maximizando a utilização de recursos enquanto é minimizado o consumo energético do ambiente de CN. A técnica de migrar MV em tempo real é constantemente utilizada para consolidar MV que estão alocadas em múltiplos servidores, frequentemente sub-utilizados. A migração para

um único servidor, viabiliza que os outros servidores possam ser desligados. Contudo, o problema de consolidação de servidores em um *data center* é constantemente avaliado como uma variante do problema do empacotamento (*bin-packing*), apresentado com um problema computacional NP-Difícil (FERDAUS et al., 2014) e amplamente conhecido.

- **Gerenciamento de energia**, melhorando a eficiência energética com colaboração de empresas de TIC que estão em constante evolução, visando novas tecnologias que permitam diminuir o consumo energético, não só pela questão financeira, mas sobretudo para cumprir as regulamentações governamentais e os padrões ambientais.

Tendo estes conceitos referentes a Computação em Nuvem e seus modelos de serviço sistematizados, na seção a seguir é apresentada a apropriação de trabalhos na literatura no tema desta Tese, o qual contempla estudo e pesquisa direcionados ao gerenciamento de recursos na CN explorando LF.

4.2 Explorando a RSL na Construção do Estado da Arte

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.

Para seleção dos projetos utilizou-se uma metodologia definindo um protocolo de pesquisa considerando as bases a serem consultadas, e a formulação da *string* de busca, 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 seleção dos artigos foi definido o seguinte Critérios de Inclusão (CI):

- CI 1 - Através da análise do título, resumo e palavras-chave, com base na *string* de busca é possível identificar que o artigo apresenta uma solução de gerenciamento de recursos na computação em nuvem usando lógica fuzzy.

E, para a eliminação dos artigos foram definidos os Critérios de Exclusão (CE), que são eles:

- CE 1 - Artigo com título ou *Digital Object Identifier* (DOI) duplicado;

- CE 2 - 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 lógica fuzzy;
- CE 3 - A modelagem da abordagem fuzzy não considera ao menos uma das variáveis: Custo de Comunicação (CC), Poder Computacional (PC) e utilização de *Random access Memory* (RAM);
- CE 4 - Leitura integral do artigo.

A primeira etapa foi a aplicação da *string* de pesquisa, nesta fase, o processo de revisão utilizou as seguintes bibliotecas digitais devido à sua reputação e reconhecimento na comunidade acadêmica, além da grande quantidade de artigos científicos publicados:

- IEEE Xplore Digital Library (ieeexplore.ieee.org)
- ACM Digital Library (dl.acm.org)
- Science Direct (sciencedirect.com)
- Springer Link (link.springer.com)
- Scopus (scopus.com)

Na segunda etapa foi realizado o primeiro filtro, o qual considerou-se selecionar artigos que contemplaram o CI 1. Durante esta etapa, foram identificados trabalhos com relação a área de gerenciamento de recursos na computação em nuvem e pesquisas secundárias (*surveys* e *reviews*), neles foi realizada uma busca pelo termo “Fuzzy”, com o intuito de identificar trabalhos não localizados na primeira etapa, por não estarem indexados nas bases científicas de acordo com a *string* de busca utilizada, e também nesta fase, artigos foram eliminados considerando o CE 1.

A terceira etapa considerou eliminar artigos aplicando o CE 3, filtrando somente os artigos com relação a consolidação dinâmica de servidores que utilizam lógica fuzzy.

Na quarta etapa, foram analisados os artigos resultantes da fase anterior aplicando o CE 3, eliminando trabalhos que não tratam ao menos uma das variáveis: PC, CC e RAM na modelagem do sistema fuzzy.

Na quinta etapa, todos os artigos resultantes da quarta etapa foram lidos integralmente, e um resumo sintetizando a abordagem de cada trabalho foi concebido. Ao final deste processo foram selecionados oito artigos para serem analisados. Estes artigos são apresentados com maiores detalhes na Seção 4.3.

A extração dos artigos nas bases científicas foi realizada na data de 7 de Agosto de 2020 aplicando a busca avançada, e as ferramentas lógicas disponíveis em cada base

de dados, considerando o período entre os anos de 2011 a 2020. A Figura 12 mostra um fluxograma do processo de execução da RSL, começando desde a obtenção dos artigos nas bases de dados científicas, até a fase de leitura integral dos artigos.

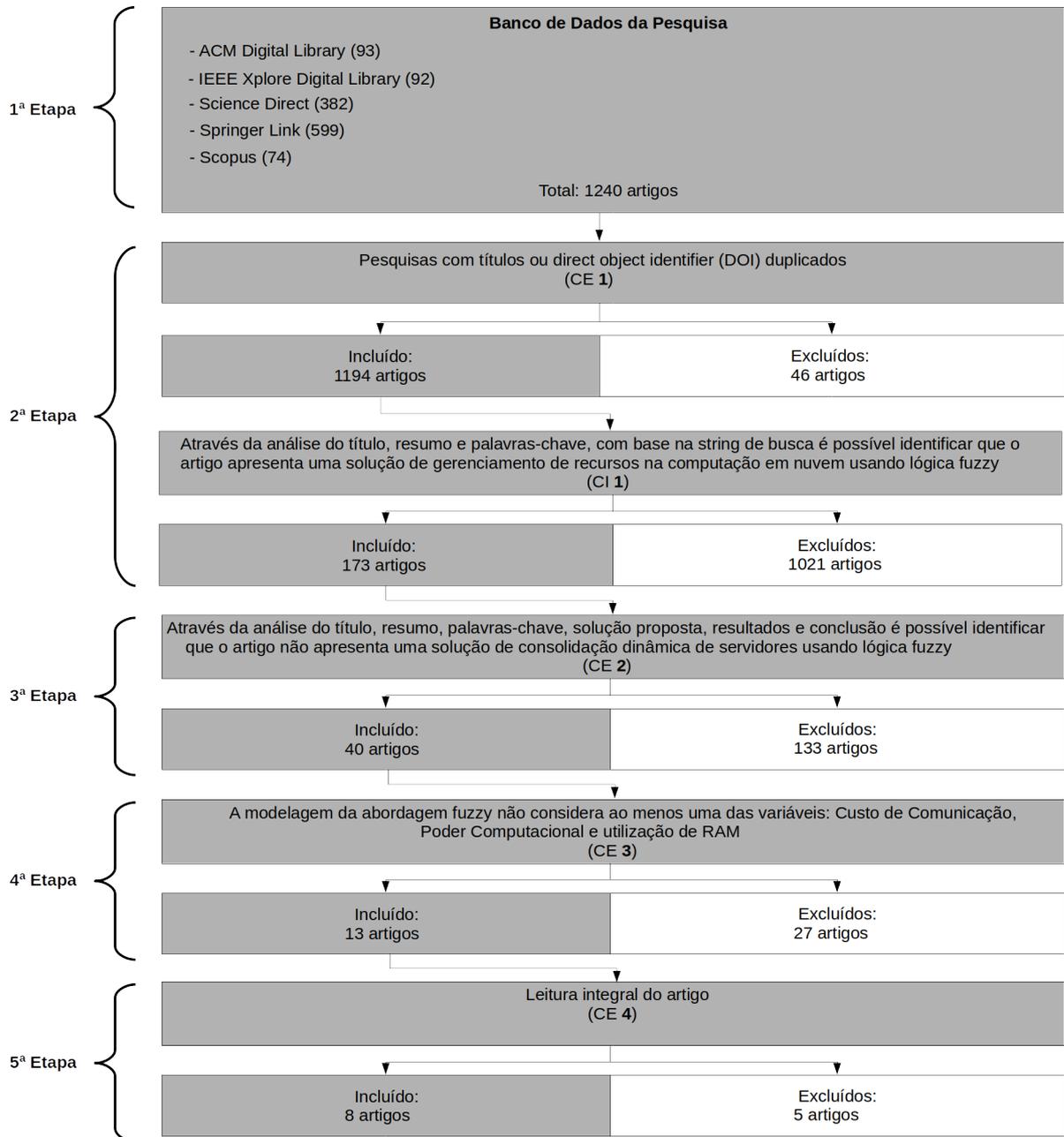


Figura 12 – Fluxograma das Etapas da RSL Realizada

4.3 Trabalhos Relacionados Identificados com Base na RSL

Nesta seção são discutidos os principais projetos que propõem estratégias fuzzy nas etapas da consolidação dinâmica de servidores na CN.

Os trabalhos selecionados são relatados nesta seção, discutindo métodos distintos para lidar com as incertezas na consolidação dinâmica de servidores na CN e,

ilustrando a necessidade do tratamento preventivo das incertezas neste contexto.

As características de cada trabalho relacionado estão resumidas na Tabela 3, sendo feita logo após a mesma uma comparação entre os trabalhos. Oportuno ressaltar que a comparação destes trabalhos com a proposta concebida nesta Tese é feita na Seção 7.1. Quando então já está feita a definição da abordagem proposta, bem como a sua avaliação por cenários de uso.

4.3.1 Baseados em Lógica Fuzzy

(1) - A proposta de (HUSSEIN; ALKABANI; MOHAMED, 2014), tem como objetivo melhorar a eficiência energética aplicando abordagem fuzzy nas etapas que constituem a consolidação dinâmica de máquinas virtuais. O algoritmo é baseado em sistemas de inferência fuzzy, onde as MV são alocadas em diferentes servidores físicos. O conhecimento sobre alocação é introduzido na forma de regras fuzzy, as entradas são os conjuntos fuzzy, e os critérios de otimização compreendem a minimização do consumo de energia.

Para isso, (i) a capacidade de CPU é aferida a partir dos *Million Instructions per Second* (MIPS) disponíveis no servidor físico, a (ii) potência atual do servidor físico, (iii) utilização de CPU e, o (iv) consumo de energia após a alocação, são critérios usados como entradas para o sistema fuzzy.

A abordagem é introduzida com base em (SEDDIKI et al., 2014) para alocação de MV, substituindo o algoritmo tradicional *Power Aware Best Fit Decreasing* (PABFD), de forma que, o método fuzzy é usado para selecionar o servidor físico na alocação ou migração de MV no *data center*.

Na primeira etapa, são analisados os servidores físicos da infraestrutura da nuvem. O algoritmo percorre todos os servidores físicos da nuvem computacional verificando se o servidor físico possui recursos suficientes para receber uma MV. Para isso, são obtidas as informações dos servidores físicos e enviadas ao modelo fuzzy definido para obter a potência esperada do consumo do servidor físico. Na verificação do limite definido, se o limite for ultrapassado, o próximo servidor físico é verificado, e assim por diante.

Na segunda etapa, é definido o algoritmo baseado em lógica fuzzy para a detecção de servidores físicos sobrecarregados, as variáveis consideradas nesta etapa são as seguintes: (i) o total de MIPS solicitado pela MV, (ii) largura de banda, (iii) potência do servidor físico e (iv) utilização de CPU, a saída gerada é consumo energético.

São utilizadas funções de pertinência do tipo Gaussiana para concepção dos conjuntos fuzzy, e aplicando a abordagem de Mamdani para o sistema de inferência.

Um algoritmo de seleção de MV com base em LF seleciona a MV a ser migrada para reduzir a utilização do servidor físico. As entradas do algoritmo são: (i) utilização atual de CPU da MV, (ii) média do histórico de utilização de CPU da MV, e o (iii) tempo

restante de execução estimado para executar a carga de trabalho. Gerando como saída o nível de utilização da MV candidata para migração. Nesta fase, também foi utilizada a modelagem das funções de pertinência Gaussiana, e sistema de inferência de Mamdani.

(2) - Na pesquisa de (SON et al., 2017) é abordado um esquema fuzzy com base em multi-critérios para determinar o estado das MV para migração, com objetivo da obtenção da eficiência energética. Para definir o estado da MV e determinar o gatilho de migração, foi considerada a LF tratando as seguintes variáveis: (i) nível de utilização de CPU, (ii) RAM, (iii) largura de banda, (iv) *Power*, (v) Número de MV e (vi) tempo de espera.

Para avaliar a eficiência energética, foi utilizada a ferramenta de simulação CloudSim. A modelagem e implementação fuzzy empregou a biblioteca jFuzzyLogic (CINGOLANI; ALCALÁ-FDEZ, 2012). As políticas de migração usadas nas avaliações foram: *Threshold Policy* (THR), *Inter Quartile Range* (IQR), *Median Absolute Deviation* (MAD), *Linear Regression* (LR). Segundo os autores, o esquema proposto apresentou ganho no desempenho representado 9.5% em relação aos demais.

4.3.2 Baseados em Lógica Fuzzy e Adaptativos

(3) - No trabalho em (SALIMIAN; SAFI ESFAHANI; NADIMI-SHAHRAKI, 2016), foi concebido um algoritmo baseado em limites fuzzy adaptativo para detectar servidores físicos sobrecarregados e sub-carregados, visando a redução do consumo energético, violação do SLA e o número de migrações, com objetivo de melhorar a utilização dos recursos aplicando a tomada de decisão fuzzy adaptativa.

Para a obtenção do nível de utilização atual dos recursos foram consideradas as métricas: (i) consumo de energia, (ii) violação de SLA, (iii) número de migrações e (v) dados de carga de trabalho.

O algoritmo proposto gera regras dinamicamente e atualiza as funções de pertinência para adaptar-se às mudanças das cargas de trabalho.

A validação empregou cargas de trabalho do PlanetLab e CloudSim. Os resultados das simulações demonstraram que o algoritmo proposto superou algoritmos existentes na literatura.

(4) - No trabalho de (ALSADIE et al., 2018), é apresentada uma proposta para ajuste dinâmico do valor limite de subutilização e sobre-utilização dos servidores físicos visando minimizar o número de migrações em diferentes configurações de carga de trabalho.

A proposta denominada *Dynamic Threshold-based Fuzzy Approach* (DTFA) é baseada em limite fuzzy usado para ajustar os valores dos índices limítrofes indicadores de carga das máquinas físicas no ambiente da nuvem.

Com isso, a abordagem busca reduzir o número de migrações causadas pela so-

brecarga, e cumprir os SLA, aplicando um sistema de inferência fuzzy que recebe como entrada a capacidade restante dos recursos computacionais, e temperatura do servidor físico analisado.

Esses valores são calculados a partir da utilização atual, e prevista dos recursos computacionais. O valor previsto é obtido através da utilização do método de média móvel integrada auto-regressiva, do inglês *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

O sistema de inferência fuzzy utilizado por DTFA é com base em Mamdani, modelando os conjuntos fuzzy através de funções de pertinência trapezoidais e triangulares. Na fase de defuzzificação é empregado o método do centro da área.

Três conjuntos de experimentos com diferentes cargas de trabalho foram realizados para validar a abordagem proposta. Os resultados obtidos demonstraram que o DTFA superou soluções existentes em média de 22,52%, 45,63% e 56,68%, no que trata consumo energético, número de migração de MV e violações de SLA, respectivamente.

4.3.3 Algoritmos de Otimização

(5) - Em (RAMEZANI; NADERPOUR; LU, 2016), é exposto um modelo de otimização multi-objetivo para resolver o problema de migração de MV. Os objetivos estão compreendidos em minimizar o consumo de energia, maximizar a utilização de recursos (ou minimizar recursos ociosos), e minimizar o tempo de transferência da MV.

A otimização do algoritmo do enxame de partículas fuzzy, *Fuzzy Particle Swarm Optimization* (FPSO) foi projetada, visando melhorar a eficiência do PSO convencional usando abordagem de sistemas de lógica fuzzy, buscando tratar as incertezas associadas a (i) utilização de memória, (ii) CPU e (iii) tamanho da MV, aplicando no processo de fuzzificação funções de pertinência triangulares, e o sistema de inferência de Mamdani, gerando como saída a correção do peso da inércia dos servidores físicos.

Na realização dos testes, o modelo foi implementado no simulador de nuvem CloudSim para analisar o desempenho.

4.3.4 Baseados em Heurísticas

(6) - Na pesquisa de (MONIL; RAHMAN, 2016), é proposta uma heurística que explora a LF para consolidação de MV. O principal objetivo é manter o equilíbrio de QoS e eficiência energética. O método de seleção de MV fuzzy foi proposto para obter a MV de um servidor físico sobrecarregado.

Além disso, foi incorporado o controle de migração no método de seleção de MV fuzzy. Com base na técnica de consolidação dinâmica, o estado da MV é verificado a cada intervalo de escalonamento. Para cada intervalo o algoritmo de detecção de sub-

carga é executado e os servidores físicos menos utilizados são colocados no modo suspensão, transferindo todas as MV a eles associadas para outros servidores físicos.

A detecção de sobrecarga é executada e os servidores físicos sobrecarregados são identificados. Posteriormente, as MV são selecionadas nos servidores físicos sobrecarregados para serem migradas. Logo após, essas MV são alocadas nos servidores físicos disponíveis ou, se necessário, são ativados os servidores físicos que estão no modo suspensão. Após cada iteração, um *log* é mantido a fim de calcular o consumo energético e a QoS.

O sistema fuzzy considera como entradas: (i) a quantidade de memória usada pela MV, (ii) a correlação entre o nível de uso de recursos por aplicativo em execução no servidor, e uma métrica de controle de migração que considera o consumo constante como um fator de não migração.

As funções de pertinência do sistema de inferência fuzzy são do tipo trapezoidal, empregando um total de quatro variáveis linguísticas.

Para calibragem dos conjuntos fuzzy com as funções de pertinência, foram considerados dados coletados de simulações. Os conjuntos fuzzy concebidos foram: RAM, correlação de uso dos recursos por aplicativo e Desvio Padrão, todos com os termos linguísticos: (Baixo, Médio, Alto); e seleção MV considerando os termos: (Baixo, Médio, Alto e Muito Alto).

Para execução dos testes foi utilizado o kit de ferramentas CloudSim na simulação e avaliação de desempenho do algoritmo proposto, empregando arquivos de traços de carga de trabalho da infraestrutura PlanetLab.

(7) - No artigo de (ARIANYAN; TAHERI; KHOSHDEL, 2017) os autores propõem um novo procedimento de consolidação com tensão dinâmica e escalonamento de frequência (*Dynamic Voltage and Frequency Scaling - DVFS*) para eliminar as inconsistências entre as técnicas de consolidação e DVFS, e também novos algoritmos de DVFS para os quatro subproblemas da consolidação *online*, bem como um novo regulador DVFS.

Os quatro subproblemas de consolidação são (1) determinação das máquinas físicas sobre-carregadas, (2) determinação das máquinas físicas sub-carregadas, (3) seleção de MV que devem ser migradas de máquinas físicas sobre-carregadas e (4) alocação de MV migrantes em máquinas físicas (BELOGLAZOV; BUYYA, 2012). Neste sentido, o trabalho considera os seguintes critérios: (i) utilização de CPU, (ii) RAM e (iii) largura de banda da rede em todos os algoritmos propostos. E ainda, propõem um novo algoritmo multifuncional de alocação que possibilita aos administradores de recursos aplicar a importância a diferentes critérios utilizando pesos fuzzy para as variáveis.

Os resultados de experimentos obtidos a partir de avaliação das políticas propostas na ferramenta CloudSim mostraram que a abordagem superou o gerenciamento de

recursos de soluções existentes, no que trata à otimização simultânea de critérios importantes no processo de tomada de decisão.

Nesta pesquisa ficou concluído que a combinação das políticas propostas para o processo de gerenciamento de recursos em *data centers* da nuvem obteve notável redução nas métricas de consumo energético, violação de SLA e número de migrações.

(8) - Na pesquisa de (BRAIKI; YOUSSEF, 2020) é proposta uma abordagem multi-objetivo com base na heurística *Best-Fit-Decreasing* (BFD) (PIRES; BARÁN, 2013) para o problema de realocação de MV. A formulação multi-objetivo considera o consumo energético dos servidores físicos definido pela utilização de CPU, modelada como uma função linear do uso de CPU, a utilização de recursos é expressa como uma soma da utilização normalizada de CPU, RAM e capacidade de armazenamento dos servidores.

A lógica fuzzy foi empregada para combinar os dois objetivos em uma função de objetivo único, visando a maximização da utilização geral dos recursos, e minimização do consumo de energia da infraestrutura da CN. Na formulação da função multi-objetivo fuzzy, duas variáveis de entrada são definidas: (i) consumo energético contemplando os conjuntos fuzzy (alto, médio e baixo); e a (ii) utilização de recursos, com os conjuntos fuzzy (baixa, média e alta).

Para representar a saída foram concebidos os conjuntos fuzzy para a variável denominada, solução, como (baixo, médio e alto) consumo energético. As funções de pertinência empregadas na etapa de fuzzificação foram do tipo trapezoidal para todas as variáveis. No que trata a inferência a abordagem de Mamdani foi usada empregando operadores compensatórios *orlike* e *andlike* (YAGER, 1988; YAGER; FILEV, 1994) no contexto da técnica de agregação, permitindo que todos os elementos do critério influenciam o resultado do operador.

Resultados são obtidos por simulações usando CloudSim, destacando que a abordagem multi-objetivo baseada em fuzzy do BFD leva a soluções melhores no que diz respeito ao consumo energético e utilização de recursos. Os resultados mostram uma melhoria de até 30% a 40% do consumo de energia e 30% da utilização de recursos quando comparados com heurísticas que minimizam apenas o consumo energético, como *Power-Aware BFD* (PABFD) e Round-Robin, usando cinco cargas de trabalho reais da infraestrutura PlanetLab.

4.3.5 Discussão dos Trabalhos Relacionados

A literatura mostrou que a consolidação dinâmica de MV é uma estratégia eficaz para melhorar a eficiência energética na CN. Em geral, este método se constitui em quatro etapas, que são elas: (1) determinação de servidores físicos sobrecarregados; (2) seleção de MV; (3) detecção de servidor físico subutilizado; e (4) alocação de MV.

O objetivo é consolidar as MV dinamicamente de forma a otimizar o *trade-off* entre

desempenho e eficiência energética.

A estrutura de alocação de recursos na CN com eficiência energética ganhou grande popularidade nos últimos tempos, dedicando-se atenção ao gerenciamento de recursos na CN de forma maximizar a utilização dos recursos, ao mesmo tempo buscando minimizar os custos com energia e contribuindo com os padrões ambientais.

Tabela 3 – Comparação dos Trabalhos Considerando Estratégia, Problema, Melhoria e as Limitações de cada Projeto

Projeto	Estratégia	Problema	Melhoria	Limitações
(1)	Algoritmo baseado em sistema de inferência fuzzy para consolidação dinâmica de máquinas virtuais	Sobrecarga dos servidores físicos e Seleção de MV candidata para migração	Nível de utilização do servidor físico e Eficiência Energética	Não aborda utilização de RAM
(2)	Esquema fuzzy multi-critérios para determinar o estado das MV	Migração de MV	Eficiência energética	Não avalia o SLA
(3)	Algoritmo fuzzy para consolidação de MV	Sobrecarga e subcarga dos servidores físicos	Eficiência energética, SLA e número de migrações	Não trata custo de comunicação e uso de RAM
(4)	Algoritmo para ajuste dinâmico dos índices de subutilização e sobre-utilização dos servidores físicos	Sobrecarga e subcarga dos servidores físicos	Minimizar número de migrações de MV cumprindo SLA	Não aborda eficiência energética e memória RAM
(5)	Modelo de otimização multi-objetivo com o algoritmo fuzzy particle swarm optimization (FPSO)	Migração de MV, eficiência energética	Maximizar uso dos recursos, Minimizar tempo de transferência da MV	Não trata custo de comunicação
(6)	Heurística fuzzy para consolidação de MV	Migração de MV	Equilíbrio entre QoS e eficiência energética	Não trata custo de comunicação
(7)	Algoritmo DVFS multi-funcional usando pesos fuzzy para gerenciamento de recursos	Sobrecarga e subcarga dos servidores físicos, seleção e migração de MV	Eficiência energética, SLA e número de migrações	Somente Pesos Fuzzy
(8)	Algoritmo fuzzy multi-objetivo best-fit-decreasing (BFD)	Alocação de MV	Eficiência energética e utilização de recursos	Não trata custo de comunicação

A Tabela 3 destaca uma análise das propostas para gerenciamento de recursos na CN aplicando técnicas relacionadas a consolidação dinâmica de servidores, isso

mostra a importância deste método. São identificados os principais objetivos de cada abordagem, os sub-problemas tratados na consolidação de servidores, a melhoria proposta e as limitações de cada projeto.

Com base na Tabela 3 constata-se que as estratégias em sua maioria não abordam o tratamento de maneira conjunta para as variáveis: PC, CC e RAM, portanto, não existe uma estratégia que possa atender de forma satisfatória as etapas da consolidação dinâmica de servidores aplicando a lógica fuzzy.

Dentre as propostas, algumas utilizam abordagem fuzzy para definição dinâmica do índice para determinação dos limites de sobrecarga e sub-carga de servidores físicos e MV, ajuste dinâmico da base de regras e funções de pertinência, visando adaptar o modelo a flutuação das cargas de trabalho, seleção de MV candidatas para migração, alocação de MV e, seleção de servidores físicos para recebimento de MV migrantes.

Em relação às melhorias buscadas pelos projetos, nota-se que em parte as abordagens que tratam de maneira única as questões de eficiência energética, não manipulam o uso de RAM, como em (SON et al., 2017), isso porque o uso de RAM não têm uma relação forte com o consumo energético.

Porém, este argumento vai ao encontro das limitações desta categoria de projetos, que em geral não conseguem de forma satisfatória obter ganhos nas questões de desempenho e, em parte, não fazem a avaliação do SLA.

No caso do trabalho de (SEDDIKI et al., 2014) que não aborda o uso de RAM e CC para tratar o problema de alocação de MV, e visa como principal objetivo a melhoria no desempenho, expõe essa questão como deficiência do modelo, pois o emprego destas variáveis são de crucial importância para as definições da alocação de MV, visto que MV que tem nível alto de utilização de RAM são boas candidatas para não migração.

No processo de migração para manter a MV ativa, as páginas de memória da MV são transferidas em várias iterações (BHARDWAJ; RAMA KRISHNA, 2018). Assim, há um aumento na exigência de consumo de recursos da rede durante o processo de migração. No entanto, a alocação imprecisa de largura de banda para uma solicitação de migração de MV pode levar à degradação do desempenho.

Sobre os projetos que tratam as questões para minimizar o número de migrações de MV visando maximizar o uso de recursos, e minimizar o tempo de migração de MV, como em (RAMEZANI; NADERPOUR; LU, 2016; MONIL; RAHMAN, 2016), estes não tratam o uso dos canais de comunicação, que são causadores de gargalos no sistema quando estão congestionados, e conseqüentemente também podem conduzir para desempenho insatisfatório.

Com a análise dos projetos ficou evidenciado que a grande dificuldade está em modelar e implementar o sistema de maneira que o mesmo equacione de forma ade-

quada os ganhos de desempenho, e ao mesmo tempo mantenha as questões de eficiência energética.

Acredita-se serem necessários mecanismos para prover a flexibilização para dinâmica da abordagem fuzzy, evitando a degradação de desempenho e buscando a eficiência energética, visto que estes ambientes de CN atuam com cargas de trabalho e nível de uso dos recursos que flutuam constantemente.

4.4 Considerações do Capítulo

Este capítulo apresentou uma revisão sistemática da literatura no tema estratégias para a consolidação dinâmica de servidores na CN via lógica fuzzy. Ao final desta revisão, foram selecionados oito trabalhos, sendo apresentadas suas principais características e as estratégias usadas para o gerenciamento de recursos na CN. Os trabalhos foram analisados comparativamente para possibilitar uma discussão a respeito de suas características e identificar lacunas em suas propostas.

A análise dos oito artigos decorrentes da revisão sistemática permitiu identificar que, no que diz respeito ao tema abordado, apesar de serem exploradas estratégias que tratam o conjunto das variáveis: PC, CC e RAM, estas não abordam o tratamento para as imprecisões mensuradas a partir da infraestrutura da CN, e ainda, não foram encontrados trabalhos que tragam uma abordagem com a aplicação da lógica fuzzy tipo-2 para a consolidação dinâmica de servidores, explorando técnicas para realizar o tratamento de valores intervalares.

A lógica fuzzy tipo-2 tem sido uma área muito pesquisada nos últimos anos, como pode ser observado nas pesquisas em (HUANG et al., 2017; RUBIO et al., 2017; CASTILLO et al., 2019; ONTIVEROS-ROBLES; MELIN, 2019; PENG et al., 2020). Agrega ao modelo uma característica única de um conjunto fuzzy tipo-2 (mancha de incerteza FOU), que é usada para caracterizar incertezas adicionais além do que um conjunto fuzzy tipo-1 pode capturar (ZHAI; MENDEL, 2011; MO et al., 2014), viabilizando portanto, a manipulação de termos imprecisos em toda sua extensão, inclusive na definição das funções de pertinência (MENDEL, 2003).

O provimento de uma abordagem desta natureza poderá permitir maior flexibilidade na gerência dos recursos da CN, contribuindo para o seu uso otimizado, visando a eficiência energética e desempenho.

5 INT-FLBCC: ABORDAGEM FLEXÍVEL PARA CONSOLIDAÇÃO DINÂMICA DE SERVIDORES NA COMPUTAÇÃO EM NUVEM

Este capítulo trata dos aspectos de concepção, modelagem e prototipação da abordagem desenvolvida nesta Tese para o gerenciamento de recursos na CN, denominada Int-FLBCC, a qual foi projetada considerando a lógica fuzzy tipo-2 valorada intervalarmente.

A abordagem irá operar de forma dinâmica à medida que a infraestrutura de CN é utilizada pelas diferentes aplicações. Por sua vez, a natureza flexível da abordagem Int-FLBCC, faculta o provimento de novos agregadores fuzzy e/ou métodos de ordenação intervalar para aplicar nas soluções da consolidação dinâmica de servidores da CN. Com isto, acredita-se que poderá ser aumentada as opções para a definição dos SLA entre os usuários e os provedores da CN, visando a obtenção de desempenho, eficiência energética, ou ainda, um *trade-off* entre ambos.

5.1 Modelagem do Sistema Fuzzy Tipo-2 Intervalar

Esta seção apresenta a concepção, modelagem e prototipação do sistema fuzzy da abordagem Int-FLBCC, um módulo para auxiliar na tomada de decisão sobre as migrações de MVs em um ambiente de CN baseado em LF tipo-2, é caracterizado principalmente pela capacidade em lidar com as incertezas e imprecisões presentes nas variáveis do ambiente, de mesma forma as obtidas durante as etapas de processamento do sistema de inferência fuzzy.

O Int-FLBCC foi desenvolvido para lidar com incertezas referentes à utilização de CPU, memória e rede nos computadores físicos presentes em ambientes de CN.

O Int-FLBCC considera que a disponibilidade dos valores de CPU, memória e rede são definidos por conjuntos fuzzy tipo-2 valorados intervalarmente. A abordagem Int-FLBCC devolve ao escalonador uma lista de valores referentes ao nível de utilização de cada um dos servidores físicos do ambiente.

Considera-se que os conjuntos fuzzy utilizam funções de pertinência trapezoidais

na modelagem, para reproduzir situações em que o erro na medida extraída da infraestrutura da CN pode ser tanto positivo como negativo. Assim, o poder computacional de um computador no ambiente é representado, utilizando a notação de conjuntos fuzzy tipo-2 valorados intervalarmente, que representa a incerteza em torno do nível de utilização de processamento naquele momento.

Da mesma forma, o valor de utilização da memória RAM e largura de banda da rede de um computador no ambiente é representado.

5.1.1 Base de Dados e Definição das Funções de Pertinência

Antes de começar a trabalhar com as informações de entrada fez-se necessário estudá-las juntamente a especialistas da área com a finalidade de determinar o comportamento do sistema para atender as demandas de acordo com a dinamicidade do ambiente da CN. Esses especialistas foram buscados ante a comunidade de pesquisa nacional que atuam na área de CN e LF.

Nesta etapa, ocorre o processo de transformação de sentenças linguísticas em CFs. Também são determinados quantos e quais CF estão associados a cada variável do sistema. Ocorrendo desta forma, o processo de representação gráfica e análise funcional do comportamento das variáveis fuzzy, tanto de entrada como de saída.

Conforme a Figura 13, neste projeto a modelagem dos CFs das variáveis são formadas por funções de pertinência trapezoidais, devido ao fato de representarem adequadamente o comportamento das variáveis dentro do T2FS.

Outro item que também foi estudado com auxílio de especialistas, foi a questão da definição dos pontos de intersecção entre os CFs de uma mesma variável. A intersecção desses conjuntos é essencial no desenvolvimento do sistema utilizando LF, para determinar que os valores de entrada obtenham graus de pertinência distintos em mais de um CF. Assim o sistema poderá aplicar a técnica de defuzzificação utilizada adequadamente para obtenção das saídas desejadas.

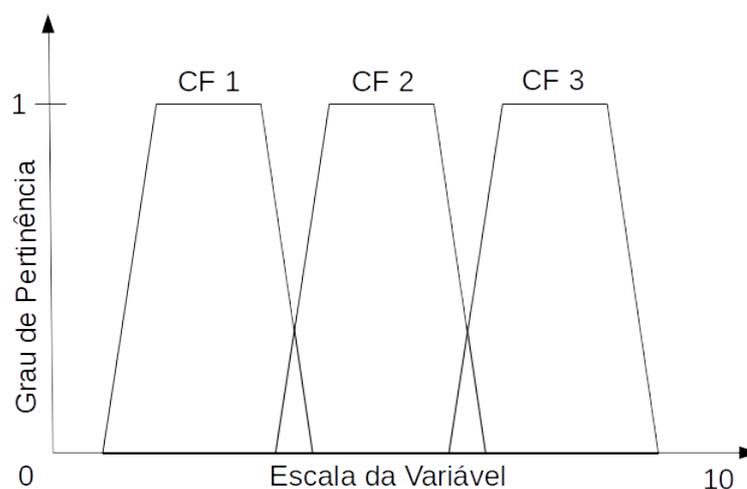


Figura 13 – Modelo Adotado para as Funções de Pertinência dos Conjuntos Fuzzy.

Com o emprego da LF foi possível projetar um sistema robusto, tornar a saída do escalonador mais confiável tratando as incertezas na modelagem das funções de pertinência, e abordando as imprecisões tanto na mensuração das variáveis, quanto nos cálculos dos sistema de inferência fuzzy.

Os processos executados pelo Int-FLBCC, expostos no fluxograma da Figura 14, representam a forma como ocorre a seleção dos recursos, considerando a seguinte sequência: (i) na primeira etapa é realizada a coleta de informações sobre os recursos, (ii) depois estas informações são tratadas com uso da LF, que por fim (iii) é retornada uma lista com os valores referentes ao nível de utilização de cada máquina física do ambiente.

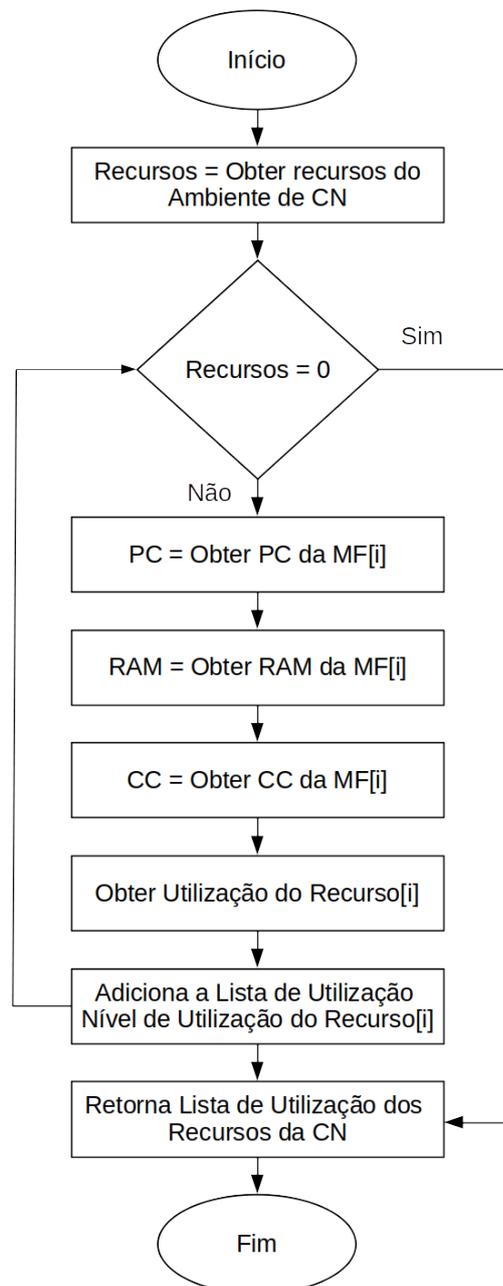


Figura 14 – Visão Geral das Funcionalidades da Int-FLBCC.

Posteriormente, cabe ao escalonador realizar o mapeamento das MVs dentre os servidores físicos disponíveis, determinando quais MVs serão migradas, e quais servidores físicos podem receber novas MVs, de acordo com os valores do nível de utilização apresentados pelo Int-FLBCC.

Como os ambientes de CN possuem uma série de recursos a serem mensurados, este projeto focou em três recursos: Poder Computacional (PC), memória RAM (RAM) e Custo de Comunicação (CC). Tais recursos são considerados relevantes nesse contexto e estão destacados na Figura 15.

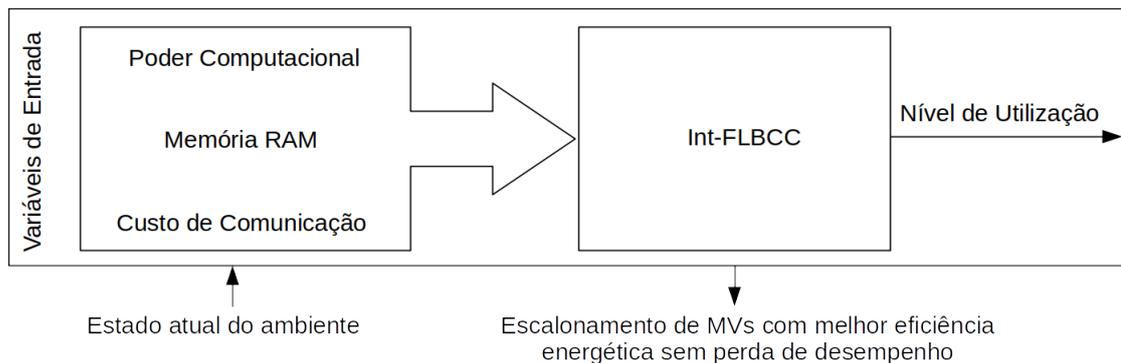


Figura 15 – Visão Geral das Entradas e Saída da Int-FLBCC.

O Int-FLBCC é responsável pela detecção de sobre carga das máquinas físicas em ambientes heterogêneos de CN e, para isso, faz o uso de um sistema fuzzy intervalar com uma base de regras atuando em três etapas: (i) Fuzzificação, (ii) Inferência e (iii) Defuzzificação e abrangendo um módulo especial de Redutor de Tipos. Este sistema retorna como saída o nível de utilização de cada máquina.

O estudo das variáveis teve como suporte as experiências do especialista em CN, as variáveis linguísticas relativas a cada uma das variáveis de incerteza foram transformadas em CFs, usando a representação gráfica trapezoidal para suas funções de pertinência. Na modelagem do sistema concedeu-se o emprego da ferramenta Juzzy (WAGNER, 2013).

Para mensurar o PC, RAM e o CC é realizada a leitura das configurações do ambiente de CN projetado com o CloudSim. Esses valores são então ajustados a uma escala padrão, considerando o intervalo $[0; 10]$, e aplicando as equações:

$$PC = (h_i(MM)/MaxPC * 10) \quad (26)$$

$$CC = ((10 * h_i(UoB))/MinCC) \quad (27)$$

$$RAM = (h_i(UoR)/MaxRam) * 10 \quad (28)$$

De acordo com os seguintes parâmetros:

- h_i representando o servidor físico (i) do ambiente da nuvem;

- MM Máximo de MIPS disponível no servidor físico i considerando todos os *Processing Elements* (PE);
- UoB representando a utilização de largura de banda do servidor físico i ;
- UoR o uso de memória RAM no servidor físico i ;
- $MaxPC$, valor total em MIPS do melhor servidor físico do ambiente da nuvem;
- $MinCC$ o menor custo de comunicação no ambiente da nuvem;
- $MaxRAM$ o valor de RAM do melhor servidor físico.

As Equações (26), (27) e (28) estão associadas às funções de pertinência das Figuras 16, 17, 18, modelando de forma gráfica as variáveis PC, CC e RAM, respectivamente. Os Termos Linguísticos (TLs) definidos para os CFs da variável PC são: “Limitado” (PCL), “Razoável” (PCR) e “Elevado” (PCE - melhor caso). Sendo que para $PC = a$ e $a \in [0; 10]$, têm-se as Funções de Pertinência da Tabela 4, as quais são graficamente descritas na Figura 16.

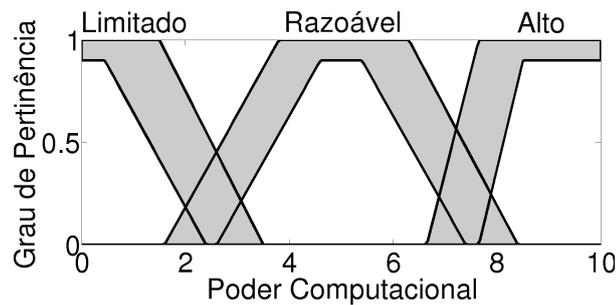


Figura 16 – Variável de Entrada PC na Escala Padrão

Tabela 4 – Funções de Pertinência da Variável de Entrada PC

PC	$\overline{\mu_A(x)}$	$\mu_A(x)$
PCL	$\begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq x < 1.5 \\ \frac{-x+3.5}{2}, & \text{se } 1.5 \leq x < 3.5 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.9, & \text{se } 0 \leq x < 0.45 \\ -0.46x + 1.1, & \text{se } 0.45 \leq x < 2.4 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
PCR	$\begin{cases} \frac{x-1.6}{2.2}, & \text{se } 1.6 \leq x < 3.8, \\ 1, & \text{se } 3.8 \leq x < 6.3, \\ \frac{-x+8.4}{2.1}, & \text{se } 6.3 \leq x < 8.4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.45x - 1,17, & \text{se } 2.6 \leq x < 4.6, \\ 0.9, & \text{se } 4.6 \leq x < 5.4, \\ -0.45x + 3.33, & \text{se } 5.4 \leq x < 7.4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
PCE	$\begin{cases} x - 6.65, & \text{se } 6.65 \leq x < 7.65, \\ 1, & \text{se } 7.65 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} \frac{18x}{17} - 8.1, & \text{se } 7.65 \leq x < 8.5, \\ 0.9, & \text{se } 8.5 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

A variável RAM reporta-se ao nível de utilização de RAM de uma máquina em determinado momento. Os TIs para os CFs definidos para essa variável são: “Baixo” (RAMB), “Médio” (RAMM) e “Grande” (RAMG - melhor caso). Sendo que para $RAM = b$ e $b \in [0; 10]$, têm-se as Funções de Pertinência da Tabela 5 que, graficamente estão descritas na Figura 17.

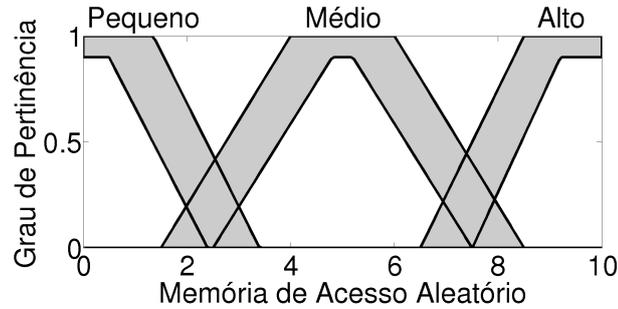


Figura 17 – Variável de Entrada RAM na Escala Padrão

Tabela 5 – Funções de Pertinência da Variável de Entrada RAM

RAM	$\overline{\mu_A(x)}$	$\underline{\mu_A(x)}$
RAMB	$\begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq x < 1.5 \\ \frac{-x+3.5}{2}, & \text{se } 1.5 \leq x < 3.5 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.9, & \text{se } 0 \leq x < 0.45 \\ -0.4615x + 1.1076, & \text{se } 0.45 \leq x < 2.4 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
RAMM	$\begin{cases} \frac{x-1.6}{2.2}, & \text{se } 1.6 \leq x < 3.8, \\ 1, & \text{se } 3.8 \leq x < 6.3, \\ \frac{-x+8.4}{2.1}, & \text{se } 6.3 \leq x < 8.4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.45x - 1, & \text{se } 2.6 \leq x < 4.6, \\ 0.9, & \text{se } 4.6 \leq x < 5.4, \\ -0.45x + 3.33, & \text{se } 5.4 \leq x < 7.4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
RAMG	$\begin{cases} x - 6.65, & \text{se } 6.65 \leq x < 7.65, \\ 1, & \text{se } 7.65 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} \frac{18x}{17} - 8.1, & \text{se } 7.65 \leq x < 8.5, \\ 0.9, & \text{se } 8.5 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

A variável CC está relacionada à utilização dos canais de comunicação da máquina sobre o máximo suportado. Os TIs para os CFs definidos para essa variável são: “Pequeno” (CCP - melhor caso), “Médio” (CCM) e “Grande” (CCG). Sendo que para $CC = c$ e $c \in [0; 10]$, têm-se as Funções de Pertinência da Tabela 6 que, estão descritas graficamente na Figura 18.

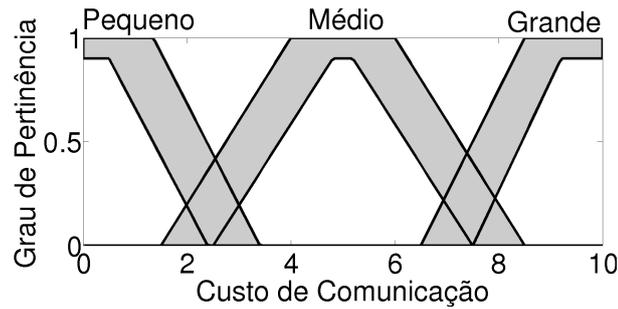


Figura 18 – Variável de Entrada CC na Escala Padrão

Tabela 6 – Funções de Pertinência da Variável de Entrada CC

CC	$\overline{\mu_{B\tilde{X}}}$	$\underline{\mu_{B\tilde{X}}}$
CCP	$\begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq x < 1.35, \\ \frac{-x+3.4}{2.05}, & \text{se } 1.35 \leq x < 3.4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.9, & \text{se } 0 \leq x < 0.5, \\ \frac{-0.9x+2.16}{1.9}, & \text{se } 0.5 \leq x < 2.4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
CCM	$\begin{cases} \frac{x-1.5}{2.5}, & \text{se } 1.5 \leq x < 4, \\ 1, & \text{se } 4 \leq x < 6, \\ \frac{-x+8.5}{2.5}, & \text{if } 6 \leq x < 8.5, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} \frac{0.9x-2.25}{2.3}, & \text{se } 2.5 \leq x < 4.8, \\ 0.9, & \text{se } 4.8 \leq x < 5.2, \\ \frac{-0.9x+6.75}{2.3}, & \text{se } 5.2 \leq x < 7.5, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
CCG	$\begin{cases} \frac{x-6.5}{2}, & \text{se } 6.5 \leq x < 8.5, \\ 1, & \text{se } 8.5 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} \frac{18x-13.5}{3.4}, & \text{se } 7.5 \leq x < 9.2, \\ 0.9, & \text{se } 9.2 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

A saída U que define o nível de utilização das máquinas em determinado momento também é adaptada para uma escala padrão, conforme retratado de forma gráfica suas correspondentes funções de pertinência na Figura 19. Os TLs para os CFs usados nesse caso são: “Baixa” (UB), “Média” (UM) e “Alta” (UA). Sendo $U = d$ e $d \in [0; 10]$, têm-se as Funções de Pertinência da Tabela 7.

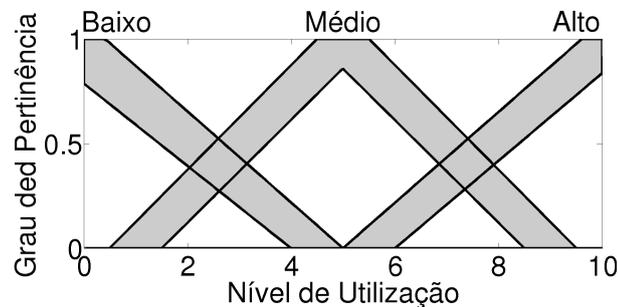


Figura 19 – Variável de Saída U na Escala Padrão

5.1.2 Fuzzificação

Nessa etapa, ocorre o mapeamento dos valores de entrada (já ajustados para escala observada na Seção 5.1.1) para o domínio fuzzy, como observa-se na Figura

Tabela 7 – Funções de Pertinência da Variável de Saída U

U	$\overline{\mu_C \tilde{x}}$	$\underline{\mu_C \tilde{x}}$
UB	$\begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq x < 0.4, \\ -0.2178x + 1.089, & \text{se } 0.4 \leq x < 5, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} -0.225x + 0.9, & \text{se } 0 \leq x < 4, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
UM	$\begin{cases} 0.25x - 0.125, & \text{se } 0.5 \leq x < 4.5, \\ 1, & \text{se } 4.5 \leq x < 5.5, \\ -0.25x + 2.375, & \text{se } 5.5 \leq x < 9.5, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.257x - 0.3855, & \text{se } 1.5 \leq x < 5, \\ -0.257x + 2.185, & \text{se } 5 \leq x < 8.5, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$
UA	$\begin{cases} 0.222x - 1.11, & \text{se } 5 \leq x < 9.5, \\ 1, & \text{se } 9.5 \leq x, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$	$\begin{cases} 0.225x - 1.35, & \text{se } 6 \leq x < 10, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$

20.

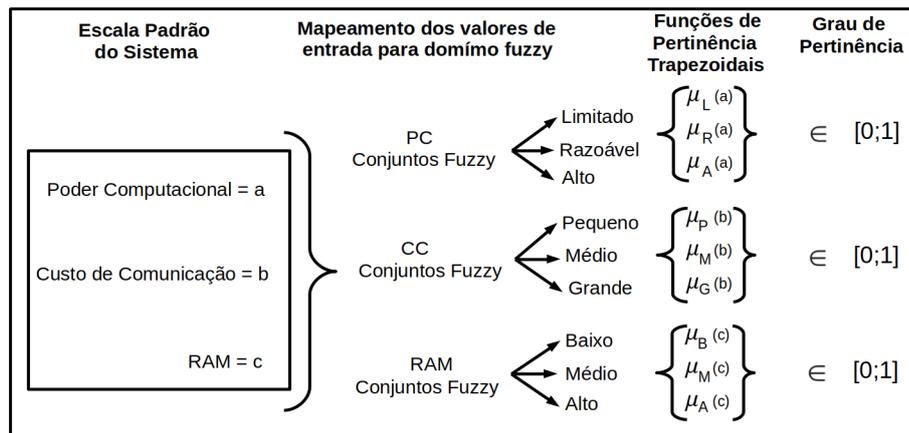


Figura 20 – Processo de Fuzzificação da Abordagem Int-FLBCC

5.1.3 Base de regras

A Base de Regras (BR) da abordagem Int-FLBCC é desenvolvida com o intuito de ser facilmente compreensível e editável, visto que não há dificuldade em adicionar novas regras, caso seja desejado adicionar novas variáveis de entrada. A BR, observada na Tabela 8, leva em conta que o bom desempenho do sistema fuzzy está condicionado às regras que descrevem a estratégia de controle de forma consistente (KLIR, 2005). Considerando três principais fatores para sua construção:

- Modelando o sistema mais perto do **mundo real**;
- Utilizando conexões lógicas do tipo “AND” (t-norma) para criar a relação entre as variáveis de entrada;

- As implicações são do tipo *modus ponens* (modo afirmativo):

Se “ x_1 é A_1 ” E “ x_2 é A_2 ” E “ x_3 é A_3 ” então “ y é B ”

Tabela 8 – Base de Regras da Abordagem Int-FLBCC

Regra	PC	CC	RAM	Utilização
1	limitado	pequeno	baixo	alto
2	limitado	pequeno	médio	médio
3	limitado	pequeno	alto	médio
4	limitado	médio	baixo	alto
5	limitado	médio	médio	médio
6	limitado	médio	alto	médio
7	limitado	alto	baixo	alto
8	limitado	alto	médio	alto
9	limitado	alto	alto	alto
10	razoável	baixo	baixo	médio
11	razoável	baixo	médio	médio
12	razoável	baixo	alto	médio
13	razoável	médio	baixo	alto
14	razoável	médio	médio	médio
15	razoável	médio	alto	baixo
16	razoável	alto	baixo	alto
17	razoável	alto	médio	médio
18	razoável	alto	alto	médio
19	alto	baixo	baixo	médio
20	alto	baixo	médio	baixo
21	alto	baixo	alto	baixo
22	alto	médio	baixo	médio
23	alto	médio	médio	médio
24	alto	médio	alto	médio
25	alto	alto	baixo	alto
26	alto	alto	médio	alto
27	alto	alto	alto	médio

5.1.4 Inferência

No processo de Inferência, ocorrem as operações entre os CFs, combinação dos antecedentes das regras e aplicação de implicações utilizando o operador *modus ponens generalizado*. Este processo ocorre em três etapas detalhadas a seguir.

- (i) **Aplicação da Operação Fuzzy:** nesta etapa, ocorre a aplicação dos operadores fuzzy sendo que a entrada consta de três valores resultantes da fuzzificação. Como as regras são formadas pelo operador fuzzy “AND”, a aplicação utiliza o método MIN (mínimo) sobre os dois valores retornados da fuzzificação;
- (ii) **Aplicação do Método de Implicação Fuzzy:** nesta etapa, é realizada uma combinação entre o valor obtido na aplicação do operador fuzzy e os valores do CF obtidos da saída da regra, utilizando o método de implicação sobre estas combinações;
- (iii) **Aplicação do Método de Agregação Fuzzy:** nesta etapa, ocorre a composição dos resultados fuzzy de saída de cada regra, utilizando o método MAX (máximo), assim criando uma única região fuzzy para ser analisada pelo próximo processo do módulo fuzzy.

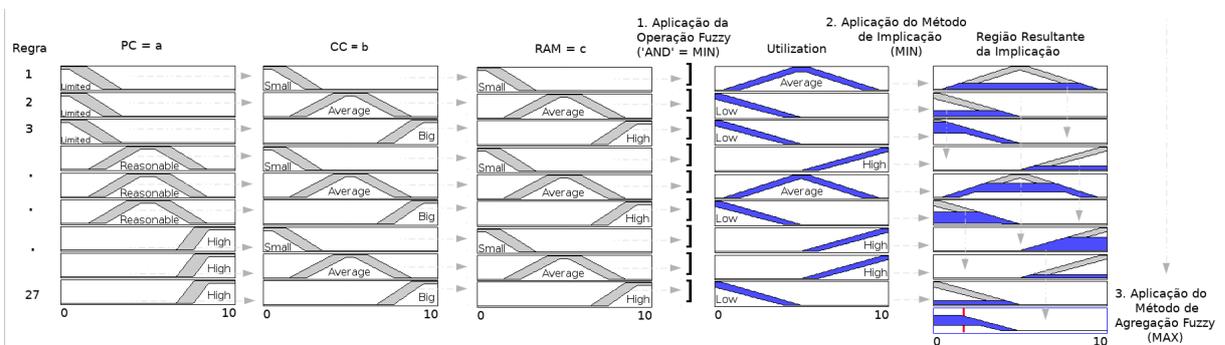


Figura 21 – Processo de Inferência da Abordagem Int-FLBCC

5.1.5 Defuzzificação

Nessa etapa, ocorre a transformação da região resultado da Inferência em um valor discreto que representa a Utilização (U). Essa transformação foi realizada através do emprego do método centro da área. Esse método calcula o centróide (x) da área composta pela saída fuzzy do sistema de Inferência, o qual considera a união de todas as contribuições de regras discutidas nas seções 5.1.3 e 5.1.4. A expressão analítica do centróide é dada pela equação

$$u = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \mu_{OUT}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{OUT}(u_i)} \quad (29)$$

5.2 Visão Geral dos Procedimentos da Abordagem Int-FLBCC

Nesta seção, a visão geral dos procedimentos relacionados à operação da abordagem Int-FLBCC é discutida, apresentando de forma integrada todas as etapas descritas na Seção 5.1.

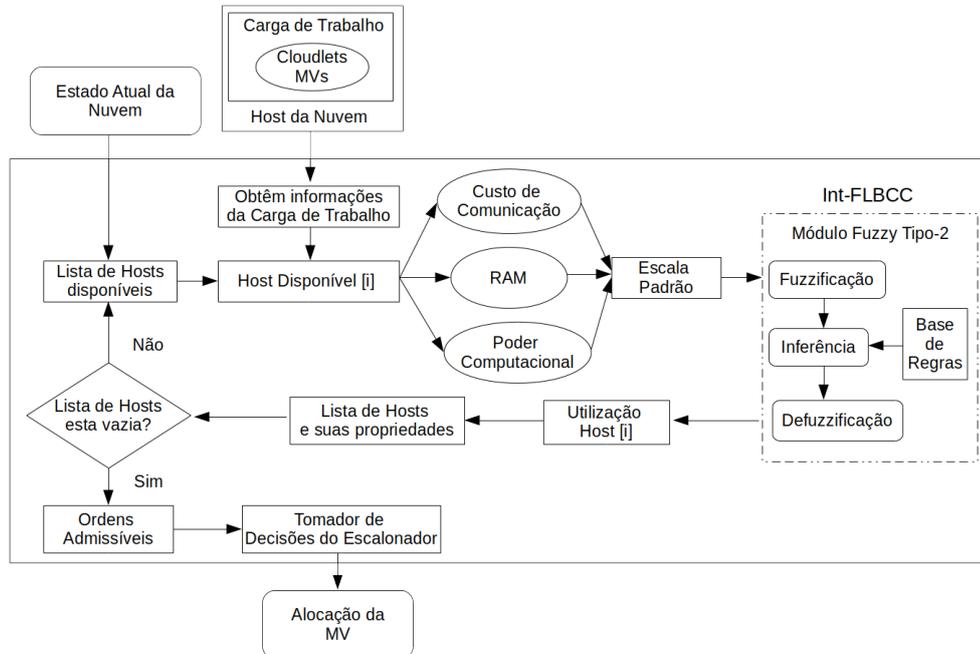


Figura 22 – Fluxograma dos Procedimentos da Abordagem Int-FLBCC.

A visão geral dos processos envolvidos na operação da abordagem Int-FLBCC é descrita pelo fluxograma apresentado na Figura 22. O mesmo recebe como entrada o estado atual dos recursos da nuvem computacional, e a carga de trabalho a ser atribuída ao ambiente da nuvem.

Na sequência é identificado o estado atual do ambiente da CN, e as máquinas físicas disponíveis, sendo ambas informações armazenadas em uma lista. A seguir são coletadas as informações de CC, RAM e PC de cada máquina disponível, adaptando-as para uma Escala Padrão, onde então estarão prontas para ingressarem no Módulo Fuzzy Tipo-2.

O módulo fuzzy é constituído em três etapas: (i) Fuzzificação, (ii) Inferência e (iii) Defuzzificação, desta forma obtendo o intervalo correspondente ao nível de utilização de cada máquina disponível, armazenando estes em uma Lista de Níveis de Utilização, e após é verificado se ainda há alguma máquina disponível não analisada. Enquanto houver, analisa os dados e armazena na lista de Níveis de Utilização. Assim, obtêm-se a lista contendo os intervalos de nível de uso de cada servidor físico do ambiente da CN.

A seguir, a Lista de Níveis de Utilização entra na etapa de ordenação, onde são aplicados os métodos das Ordens Admissíveis: (i) Lex1; (ii) Lex2 e (iii) Xu and Yager.

Neste caso, têm-se uma solução para o problema de incompatibilidade dos intervalos no procedimento, pois nem sempre uma lista de intervalos pode ser ordenada por métodos convencionais (ordenação usual dos intervalos reais).

Na etapa das Ordens Admissíveis, um módulo desanexado do sistema de inferência fuzzy tipo-2 munido com os métodos de ordenação descritos na Seção 3.5, recebe como entrada a lista de intervalos corresponde aos Níveis de Utilização dos servidores físicos da infraestrutura da CN, e um método de ordenação selecionado para execução.

Desta forma, a abordagem Int-FLBCC provê suporte às comparações de dados multi-valorados (no caso a lógica valorada intervalarmete particular das lógicas fuzzy tipo-2).

Esta lista é enviada ao Tomador de Decisões do Escalonador que, por sua vez, irá mapear quais servidores físicos devem ter MVs realocadas, e quais podem receber MVs, isto ocorre de acordo com os níveis de utilização e o método de ordenação selecionado. Onde máquinas com valores de utilização muito baixo podem ter suas MVs realocadas, e serem desligadas, visando um menor consumo energético.

No caso das máquinas com valores de utilização muito alto, poderá ocorrer a realocação de suas MVs na tentativa de evitar perda de desempenho do ambiente. Desta forma, as máquinas disponíveis, que estiverem entre esses dois casos, serão as primeiras a alocar e/ou realocar MVs.

A arquitetura é baseada em um sistema de inferência fuzzy tipo-2 capaz de estimar funções de entrada e saída por meio do uso de heurísticas e técnicas intervalares, e ainda, utilizando estratégias para extensão de agregadores atuantes no procedimento das uniões e interseções dos conjuntos fuzzy do processo de inferência, como exposto na Seção 3.3.

A Tabela 9 resume a proposta das combinações de operadores de interseção/união para aplicação na avaliação da Int-FLBCC, totalizando 17 combinações modeladas por pares de \mathcal{N} -dual IvAF, como funções de agregação conjuntiva/disjuntiva apresentadas nos Exemplos 4 e 5, respectivamente, e que são utilizadas na etapa de inferência do sistema fuzzy intervalar.

5.3 Considerações do Capítulo

Neste capítulo foram apresentadas as principais características da abordagem Int-FLBCC concebida, sendo discutida a sua arquitetura e seus principais componentes.

De modo sumarizado, os principais componentes da Int-FLBCC estão descritos a seguir:

- (i) interface de fuzzificação, onde são convertidos os valores de entrada não fuzzy em conjuntos fuzzy tipo-2 através do uso das funções de pertinência;

Tabela 9 – Operadores de Agregação

Agregador	Interseção	União
1	\mathcal{O}_2	\mathcal{O}_V
2	\mathcal{O}_M	
3	\mathcal{O}_{DB}	
4	\mathcal{O}_{M3}	
5	\mathcal{O}_{2DB}	
6	\mathcal{O}_{Mix}	
7	\mathcal{A}	
8	\mathcal{T}_L	
9	\mathcal{O}_2	$(\mathcal{O}_2)_{N_S}$
10	\mathcal{O}_M	$(\mathcal{O}_M)_{N_S}$
11	\mathcal{O}_{DB}	$(\mathcal{O}_{DB})_{N_S}$
12	\mathcal{O}_{M3}	$(\mathcal{O}_{M3})_{N_S}$
13	\mathcal{O}_{2DB}	$(\mathcal{O}_{2DB})_{N_S}$
14	\mathcal{O}_{Mix}	$(\mathcal{O}_{Mix})_{N_S}$
15	\mathcal{A}	$(\mathcal{A})_{N_S}$
16	\mathcal{T}_L	$(\mathcal{T}_L)_{N_S}$
17	\mathcal{O}_\wedge	$(\mathcal{O}_\wedge)_{N_S} = \mathcal{O}_V$

- (ii) o motor de inferência, considerando uma base de regras, onde ocorre os processos de agregação e composição, a etapa de;
- (iii) defuzzificação, passando por duas fases, a primeira de redutor do tipo-1, onde os conjuntos fuzzy tipo-2 da saída da inferência são convertidos em conjuntos fuzzy tipo-1, e para isso, são identificados os conjuntos fuzzy tipo-1 que melhor represente os conjuntos fuzzy tipo-2, que então são selecionados, e por fim, a defuzzificação transformando os valores fuzzy em saídas não fuzzy.

Além disso, um módulo de ordenação empregando as abordagens das ordens admissíveis foi destacado, visando prover suporte na obtenção da prioridade, realizando a ordenação da lista de intervalos dos níveis de utilização dos servidores da CN.

6 INT-FLBCC: DEFINIÇÃO E ANÁLISE DOS ESTUDOS DE CASO

Este capítulo inicialmente discute as definições feitas para emprego nos estudos de caso utilizados para a avaliação da abordagem Int-FLBCC. Na continuidade, o comportamento da abordagem concebida nesta Tese é analisado à luz de três estudos de caso, os quais foram especificados na perspectiva de explorar as potencialidades mais significativas da Int-FLBCC, considerando os objetivos elencados para a sua concepção.

6.1 Definições para os Estudos de Caso

Duas categorias de definições são feitas nessa seção: (i) a caracterização das métricas consideradas; e (ii) a discussão dos aspectos relacionados ao ambiente de CN empregado nas avaliações.

6.1.1 Métricas Consideradas no Contexto da CN

Esta seção discute as métricas consideradas para avaliação da abordagem Int-FLBCC, as quais foram identificadas como as mais significativas a partir da revisão de literatura realizada, nas diferentes etapas da consolidação de servidores físicos em uma infraestrutura de CN.

Eficiência Energética

O consumo de energia dos *data centers* da CN é determinado principalmente pelo uso de CPU, memória, armazenamento em disco, fontes de alimentação e sistemas de refrigeração (MINAS; ELLISON, 2009). As pesquisas (FAN; WEBER; BARROSO, 2007; SHEHABI et al., 2016) demonstraram que o consumo de energia dos servidores pode ser descrito com precisão por uma relação linear entre o consumo de energia e a utilização da CPU, mesmo quando o *Dynamic voltage and frequency scaling* (DVFS) é aplicado.

O motivo está no número limitado de estados que podem ser configurados para a frequência e tensão de uma CPU, e o fato de que a escala de voltagem e desempenho não é aplicada a outros componentes do sistema, como interfaces de rede e memória.

No entanto, devido à proliferação de CPUs com vários núcleos e virtualização, os servidores modernos normalmente são equipados com grandes quantidades de memória, o que acarretou o aumento do consumo de energia por um servidor (MINAS; ELLISON, 2009). Esse fato, combinado com a dificuldade de modelar o consumo de energia das modernas CPUs multi núcleo, torna a construção de modelos analíticos precisos um complexo problema de pesquisa.

Portanto, em vez de usar um modelo analítico de consumo de energia por um servidor, este trabalho utiliza dados reais sobre o consumo de energia fornecidos pelos resultados do benchmark SPECpower¹.

Foram selecionadas duas configurações de servidores descritos na Figura 23. As características de configuração e consumo de energia dos servidores selecionados são mostradas na Tabela 10. A razão pela qual os servidores com mais núcleos foram escolhidos, se justifica pela importância de simular um grande número de servidores para avaliar o efeito da consolidação de MV.

Tabela 10 – Consumo Energético dos Servidores em Diferentes Níveis de Carga em Watts

Servidor	0%	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	100%
ProLiant DL325 Gen10	61.7	92.3	105	116	127	136	145	153	161	170	181
PowerEdge R840	88.3	137	148	160	172	184	199	218	246	269	295

Custo de Migração de Máquinas Virtuais

A migração ao vivo de MVs permite transferir uma MV entre nós físicos sem suspensão e com pouco tempo de inatividade. No entanto, a migração ao vivo pode ter um impacto negativo no desempenho de aplicativos em execução em uma MV durante uma migração.

Em (VOORSLUYS et al., 2009), foi realizado um estudo experimental para investigar e modelar esse impacto, detectando degradação de desempenho e tempo de inatividade dependendo do comportamento do aplicativo, ou seja, com base no número de páginas de memória atualizadas durante a execução de um aplicativo.

No entanto, para a classe de aplicações dinâmicas de carga de trabalho, como aplicações web, a degradação média de desempenho pode ser estimada em aproximadamente 10% da utilização da CPU, além do custo de *downtime* e consumo de recursos para atingir o nó de destino.

O processo de migração ao vivo permite a transferência de uma máquina virtual ou aplicativo em execução entre diferentes máquinas físicas sem desconectar o cli-

¹http://www.spec.org/power_ssj2008/

ente ou aplicativo, e ainda, preservando memória, armazenamento e conectividade de rede com curto tempo de inatividade. Neste processo, para manter a MV ativa, as páginas de memória da MV são transferidas em várias iterações (BHARDWAJ; RAMA KRISHNA, 2018).

Assim, há um aumento na exigência de consumo de recursos computacionais e de rede durante o processo de migração. No entanto, a migração ao vivo pode levar a um impacto negativo no desempenho do aplicativo.

Segue-se que é crucial não apenas modelar as incertezas e imprecisões inerentes, mas também minimizar o número de migrações de MV, pois cada migração de MV pode causar violação de SLA.

No modelo Int-FLBCC, considerou-se que as imagens e dados das MVs são armazenadas em compartilhamento acessíveis pela rede, permitindo migrações ao vivo sem a exigência da cópia de armazenamento da MV. Assim, parâmetros como tempo de migração e degradação de desempenho, experimentados por uma j -th MV, são estimados da seguinte forma:

$$T_{m_j} = \frac{M_j}{B_j} \text{ e } U_{d_j} = 0.1 \cdot \int_{t_0}^{t_0+T_{m_j}} u_j(t) dt, \quad (30)$$

onde U_{d_j} é a degradação total do desempenho da MV j , t_0 é o momento em que a migração começa, T_{m_j} é o tempo necessário para concluir a migração, $u_j(t)$ é a utilização da CPU pela MV j , M_j é a quantidade de memória usada pela MV j , e B_j é a largura de banda de rede disponível.

Métricas de Violação de SLA

O atendimento aos requisitos de QoS é altamente importante para ambientes de CN. Os requisitos de QoS geralmente são formalizados via forma de SLA e determinados em termos de características como taxa de transferência mínima ou tempo máximo de resposta entregue pelo sistema implantado. Como essas características podem variar para diferentes aplicativos, é necessário definir uma métrica independente da carga de trabalho que possa ser usada para avaliar a QoS entregue para qualquer MV implementada na IaaS.

No modelo Int-FLBCC, os requisitos de SLA são atendidos quando 100% do desempenho solicitado pelas aplicações dentro de uma MV é fornecido a qualquer momento, limitado apenas pelos parâmetros da MV. Assim, duas métricas são usadas para medir o nível de violações de SLA em um ambiente IaaS expresso a seguir:

$$OTF = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{T_{S_i}}{T_{a_i}} \text{ e } PDM = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{C_{d_j}}{C_{r_j}}, \quad (31)$$

onde N é o número de servidores físicos; T_{S_i} é o tempo total durante o qual o servidor físico i experimentou a utilização de 100% levando a uma violação de SLA;

T_{a_i} é o número total i de servidores físicos que estão no estado ativo (servindo MVs); M é o número de MVs; C_{d_j} é a estimativa da degradação de desempenho da MV j causada por migrações; C_{r_j} é a capacidade total de CPU solicitada pela MV j durante sua vida útil.

Observa-se ambos os dados: (i) Overload Time Fraction (OTF), consulte Eq.(31)a, descrevendo a fração de tempo durante a qual os servidores físicos ativos experimentaram 100% de uso da CPU, o que implica que o desempenho de um aplicativo é limitado por a capacidade de acolhimento; (ii) Degradação de desempenho devido a migrações (PDM), expressa na Eq.(31)b, em função da duração da migração da MV e da utilização da CPU relacionada, que aqui é estimada em 10% da Utilização de CPU em MIPS durante todas as migrações da MV j .

Como as métricas acima caracterizam independentemente o nível de violações de SLA em ambientes de computação em nuvem, uma métrica combinada (SLAV) abrangendo ambas as medidas, a degradação do desempenho devido à sobrecarga do servidor físico e às migrações de MV é considerada no modelo Int-FLBCC, dado como:

$$SLAV = OTF \cdot PDM. \quad (32)$$

6.1.2 Caracterização do Ambiente CN Empregado

A definição do ambiente de CN e a avaliação do módulo fuzzy para detecção do nível de carga dos servidores físicos na CN empregou o CloudSim (CALHEIROS et al., 2011), um conjunto de ferramentas para modelagem e simulação de infraestruturas e serviços de computação em nuvem. Por sua vez, uma plataforma de código aberto chamada Juzzy (WAGNER, 2013) foi usada para implementar o sistema de inferência fuzzy.

Ambiente de CN do tipo IaaS Empregado

O ambiente de nuvem do tipo IaaS (Vide Seção 4.1.2) especificado para os estudos de caso considerou um *data center* de grande escala, compreendendo 800 servidores físicos heterogêneos e contemplando dois tipos de configurações como descritas na Tabela 11 e Figura 23.

Tabela 11 – Configuração dos Servidores Físicos da CN Simulada

Vendor	Model	CPU Name	CPU Characteristics	Memory
HP	ProLiant DL325 Gen10	(1)	32-Core, 2.0 GHz, 64MB L3 Cache	128 GB
Dell	PowerEdge R840	(2)	28 core, 2.50 GHz, 38.5 MB L3 Cache	384 GB

(HP) Hewlett Packard Enterprise (Dell) Dell Inc. (1) AMD EPYC 7551P 2.0 GHz
(2) Intel Xeon Platinum 8180 2.50 GHz

A frequência das CPU dos servidores é descrita em MIPS (*Millions of Instructions Per Second*). Metade dos servidores físicos são ProLiant DL325 Gen 10 com 4721

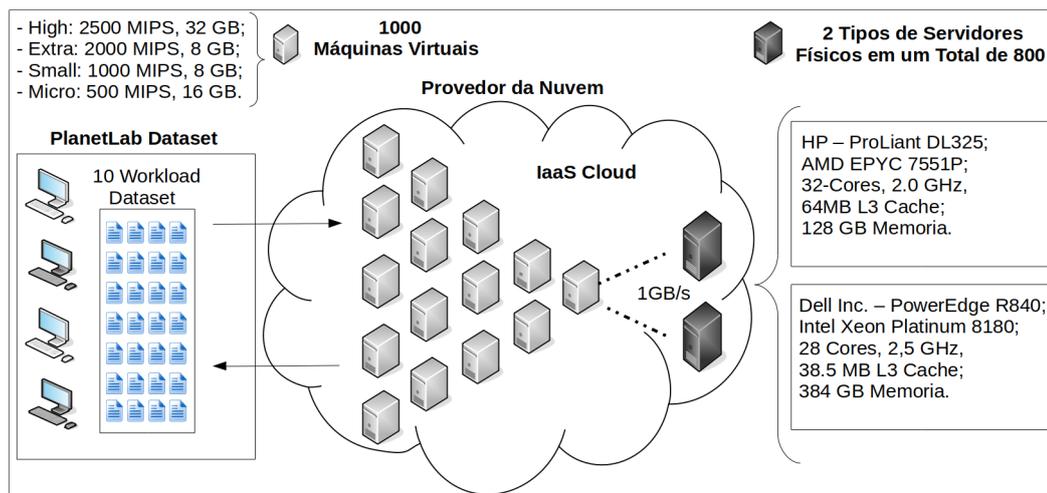


Figura 23 – Características do Ambiente da Nuvem tipo IaaS Empregado

MIPS para cada núcleo, e a outra metade consiste no servidor PowerEdge R840 com 4520 MIPS para cada núcleo. Cada servidor é modelado para ter 1 GB/s de largura de banda de rede.

As características dos tipos de MV são tipos de instâncias: (1) Instância de CPU de Média Alta (2500 MIPS, 32 GB); (2) Instância Extra Grande (2000 MIPS, 8 GB); (3) Instância Pequena (1000 MIPS, 8 GB); e (4) Micro Instância (500 MIPS, 16 GB).

Cargas de Trabalho Empregadas

Para todos os estudos de caso, são empregadas cargas de trabalho do mundo real. Estas cargas de trabalho foram obtidas do projeto CoMon, um ambiente de monitoramento para o PlanetLab (PARK; PAI, 2006).

O projeto PlanetLab², é uma infraestrutura computacional distribuída utilizada para pesquisa na área de redes de computadores e sistemas distribuídos, constituída de 1353 nós em 717 locais espalhados por 48 países.

Mais especificamente, foram utilizados dados de carga de trabalho das CPUs de servidores do PlanetLab distribuídos em mais de 500 localizações em todo o mundo. As características de cada carga de trabalho são apresentadas na Tabela 12, consistindo das seguinte informações:

- Workload ID, representa a data da coleta das cargas de trabalho;
- Nº MVS, quantidade de MVs em operação durante a captura das cargas de trabalho;
- Média, valor normalizado da média geral de uso de CPU das MVs no momento da coleta dos *workloads*;

²<https://planetlab.cs.princeton.edu/>

- Desvio Padrão, valor referente a variação da média de consumo de CPU das MVs no momento da coleta dos *workloads*.

Tabela 12 – Características das Cargas de Trabalho - Utilização de CPU

Nº	Workload ID	Nº MVs	Média (%)	Desvio Padrão (%)
1	20110303	1052	12.31	17.09
2	20110306	898	11.44	16.83
3	20110309	1061	10.7	15.57
4	20110322	1516	9.26	12.78
5	20110325	1078	10.56	14.14
6	20110403	1463	12.39	16.55
7	20110409	1358	11.12	15.09
8	20110411	1233	11.56	15.07
9	20110412	1054	11.54	15.15
10	20110420	1033	10.43	15.21

Os dez conjuntos de dados caracterizando as cargas de trabalho estão apresentados na Tabela 12. Considerando a sua obtenção a partir de um ambiente de CN efetivamente em uso, os dados tiveram a sua coleta, inclusive, em dias diferentes. Estas cargas de trabalho foram distribuídas junto às MVs do ambiente de CN.

Algoritmos de Consolidação de Máquinas Virtuais Considerados

Nas execuções dos estudos de caso foram utilizados os algoritmos de consolidação de MVs descritos a seguir. Estes algoritmos foram selecionados considerando tanto o seu reconhecimento junto a comunidade técnico-científica da área de CN, bem como seu usual emprego prático em ambientes de CN, operacionais em diferentes localidades, .

- **Inter Quartile Range (IQR)**: algoritmo baseado na medida de dispersão estatística para definir um limite de utilização de CPU adaptável;
- **Local Robust Regression (LRR)**: método de regressão local que agrega ao modelo o tratamento para dados discrepantes (*outliers*) através de um método iterativo dos mínimos quadrados para avaliação dos níveis de utilização de CPU dos servidores físicos;
- **Median Absolute Deviation (MAD)**: limite de utilização adaptativo, um algoritmo heurístico para ajuste automático do limite de utilização de CPU dependendo da variação do desvio padrão dos níveis de utilização de CPU, obtidos com base na análise estatística de dados históricos coletados durante a vida útil das MVs;
- **Static Threshold (THR)**: limite de utilização de CPU, distinguindo os estados de não sobrecarga, e sobrecarga dos servidores físicos, através da comparação da utilização atual dos servidores físicos com um limite fixo definido, caso o limite for excedido o algoritmo detecta sobrecarga dos servidores físicos.

O intervalo de medição de uso de CPU (intervalo de escalonamento) é de 5 minutos, baseado em (BELOGLAZOV; BUYYA, 2012). Esse intervalo tem como objetivo obter a flutuação do nível de utilização dos servidores físicos durante a execução.

6.2 Análise dos Estudos de Caso

Esta seção analisa os resultados atingidos pelos três estudos de caso concebidos para avaliação da Int-FLBCC, tendo por base a premissa central da sua proposta, a qual considera que uma potencial redução no consumo de energia pode ser obtida a partir da consolidação de MVs, em um número mínimo de servidores físicos, desativando aqueles que não estão em efetiva operação.

As diferentes etapas que levaram aos resultados dos estudos de caso descritos neste capítulo, bem como os diferentes códigos fonte da Int-FLBCC, estão disponíveis em dois repositórios públicos construídos empregando a plataforma GitHub, (1) o repositório incluindo os códigos fonte referentes às atualizações realizadas no projeto Juzzy³; e (2) os programas que integram o Int-FLBCC⁴ atualizados, já considerando a versão estendida do CloudSim 3.0.3.

Os dez conjuntos de carga de trabalho coletados foram empregados nas execuções dos estudos de caso, sendo as mesmas alocadas para as diferentes MV disponíveis. As cargas de trabalho que não forem distribuídas em um primeiro momento pela indisponibilidade de MVs, serão alocadas em outras rodadas do algoritmo de consolidação empregado.

Os resultados são apresentados de forma gráfica através de boxplots, constituídos das seguintes informações estatísticas: (i) o mínimo, (ii) primeiro quartil (Q1), (iii) a mediana, (iv) terceiro quartil (Q3) e (v) o máximo. As hastes inferiores e superiores se estendem, respectivamente, do quartil inferior até o menor valor não inferior ao limite inferior e, do quartil superior até o maior valor não superior ao limite superior.

6.2.1 Estudo de Caso 1: Análise dos Resultados da Abordagem Int-FLBCC Considerando os Algoritmos de Consolidação de MVs

Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos com o objetivo de avaliar o comportamento em relação ao consumo energético e a violação de SLA da abordagem Int-FLBCC.

A avaliação é realizada através de comparações dos algoritmos de consolidação de MVs, com e sem o uso da abordagem Int-FLBCC para detecção de carga dos servidores físicos no ambiente de computação em nuvem especificado.

O objetivo desta comparação, com e sem o emprego da Int-FLBCC, é mensurar os

³<https://github.com/brunomourapaz/Juzzy>

⁴<https://github.com/brunomourapaz/CloudSim>

ganhos decorrentes do tratamento das incertezas e imprecisões quando da aquisição do nível de ocupação das grandezas CC, PC e RAM do ambiente de CN, promovido pela abordagem fuzzy concebida para o Int-FLBCC.

Para todos os experimentos foram aplicados os algoritmos de consolidação de MVs (IQR, LR, LRR, MAD e THR). Nas tabelas e figuras que comparam o comportamento destes algoritmos, o emprego do sufixo “f” indica que o resultado foi obtido com o emprego da abordagem Int-FLBCC.

Na Tabela 13 estão destacados os valores numéricos referentes às médias gerais de consumo energético, número de MVs migradas e média de violação de SLA.

Tabela 13 – Impacto da Abordagem Int-FLBCC nos Indicadores CE, MVM e SLAV

Experimento	CE (kWh)	Nº MV Migradas	Violação SLA
iqr_f	204.7772	19384	11.1431
iqr	256.017	38285	10.7510
lr_f	212.3939	8824	10.3624
lr	232.3741	15128	9.8109
lrr	224.2882	16460	9.9055
lrr_f	203.5708	8873	10.5046
mad	251.5296	37517	10.9324
mad_f	200.9558	18170	11.4138
thr_f	247.3767	11674	9.9858
thr	256.321	41633	10.8506

A avaliação do consumo de energia é apresentada através do boxplot da Figura 24. Observa-se que para todos os casos a abordagem de detecção de sobrecarga dos servidores físicos da abordagem Int-FLBCC atingiu consideráveis ganhos na economia de energia. O algoritmo de consolidação de MVs (i) IQR obteve 15.43% de ganho com o emprego da abordagem Int-FLBCC para o consumo energético, (ii) LR atingiu 9.39%, (iii) MAD 15.64%, e finalmente (iv) THR conseguiu 0.7%. com Int-FLBCC.

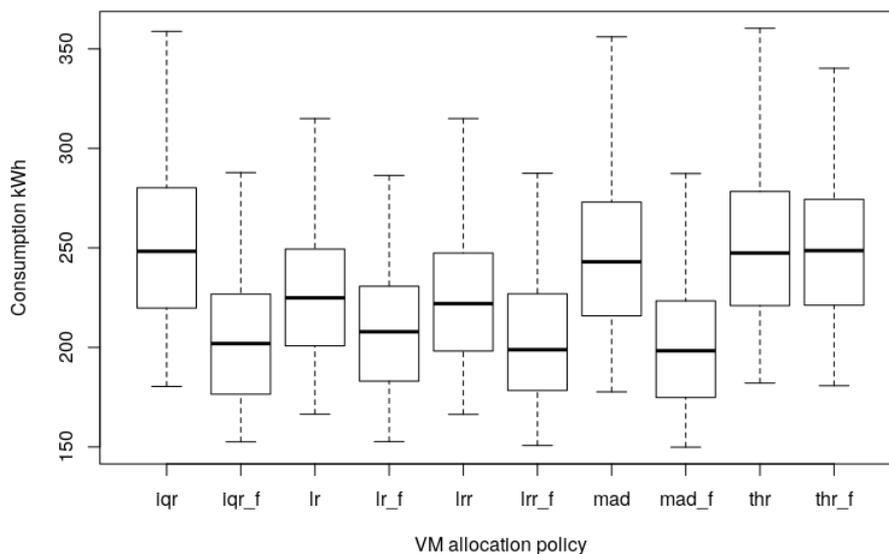


Figura 24 – Consumo Energético

No boxplot da Figura 25 é exposto resultado em relação ao SLA. O algoritmo de consolidação de MVs THR foi o que obteve melhores resultados. Com o uso da abordagem Int-FLBCC o mesmo atingiu o percentual de 9.62% menos violações de SLA para os valores mínimos, por sua vez com relação aos valores máximos, com o emprego da Int-FLBCC foi obtida uma redução de até 4.41% de menos violações do SLA.

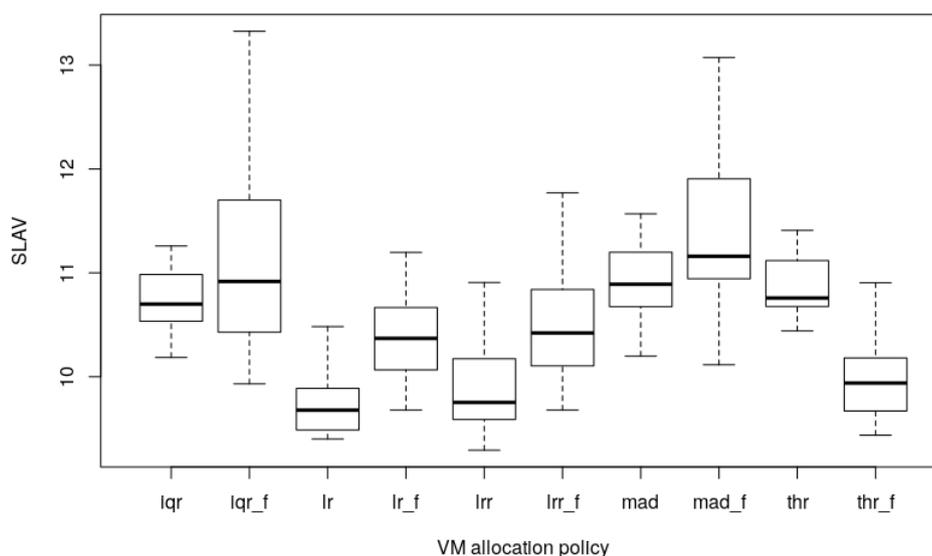


Figura 25 – Médias de Violação de SLA

No que diz respeito ao total de MV migradas, o boxplot da Figura 26 destaca os resultados de forma gráfica, para os quatro algoritmos de consolidação previstos: (i) o algoritmo IQR com o emprego da abordagem Int-FLBCC obteve em média 49.36% a menos migrações que quando o IQR foi utilizado sozinho; (ii) por sua vez, o algoritmo LR obteve 41.67% a menos de migrações com o emprego da Int-FLBCC; (iii) o algoritmo MAD com o Int-FLBCC conseguiu atingir 51.56% menos migrações; e por fim, (iv) o algoritmo de consolidação THR com o uso da Int-FLBCC teve 71.95% se comparado o seu emprego direto.

6.2.2 Estudo de Caso 2: Análise dos Resultados da Abordagem Int-FLBCC Considerando o Uso de Ordens Admissíveis

Esta seção discute os resultados obtidos utilizando a abordagem Int-FLBCC juntamente com o emprego das ordens admissíveis de Lex1, Lex2 e *Xu and Yager* (vide Seção 3.5).

A Tabela 14 apresenta as médias gerais dos indicadores CE, MVM e SLAV, para as execuções considerando os algoritmos para consolidação de MVs e sua combinação com as três ordens admissíveis previstas. Os valores são decorrentes do emprego das 10 cargas de trabalho especificadas na Tabela 12.

A avaliação do consumo de energia é apresentada através da Figura 27. Pode-se observar que a seleção de servidores físicos pela abordagem Int-FLBCC alcançou

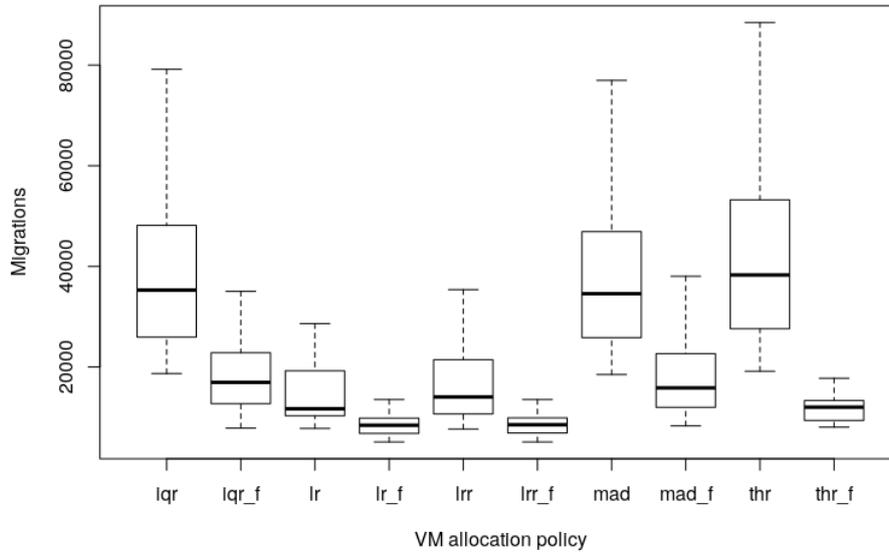


Figura 26 – Número de Máquinas Virtuais Migradas

Tabela 14 – Resultado do Emprego de Ordens Admissíveis na Int-FLBCC

Experimento	CE (kWh)	Nº. MV Migradas	Violação SLA
iqr	110.3	24597	9.1
iqr_l1	101.4	5056	8.4
iqr_l2	101.1	5196	8.5
iqr_xy	100.5	5189	8.4
lrr	92.2	8663	8.1
lrr_l1	95.7	3616	8
lrr_l2	95.5	3674	8
lrr_xy	96.3	3626	8
mad	107.8	24242	9.1
mad_l1	100	4162	8.3
mad_l2	98.4	4253	8.1
mad_xy	98.7	4330	8.1
thr	107.75	25906	9.16
thr_l1	111.66	26926	9.11
thr_l2	112	27351	9.11
thr_xy	111.66	26605	9.22

Sufixo l1 ordem de (Lex1); l2 (Lex2); e xy (*Xu and Yager*).

ganhos no consumo energético com o algoritmo (i) IQR_XY utilizando a ordem de *Xu and Yager* em relação ao IQR de 8.83%, no caso de (ii) MAD_Lex2 em relação para MAD alcançou 8.72% e, por sua vez, para (iii) THR_XY comparado ao THR atingiu 22.43% de ganho.

O boxplot da Figura 28 apresenta resultados de SLA. A abordagem Int-FLBCC alcançou melhores resultados de 6.11% com (i) IQR_XY, se comparada a IQR, para a (ii) LRR_Lex2 teve ganho de 4.02%, quando confrontada com a LRR, por sua vez para a (iii) THR_Lex1 teve um ganho de 25% em oposição a THR, e finalmente, (iv) MAD_XY comparada com a MAD obteve ganho de 9.06%, correspondendo à melhor média de violação de SLA.

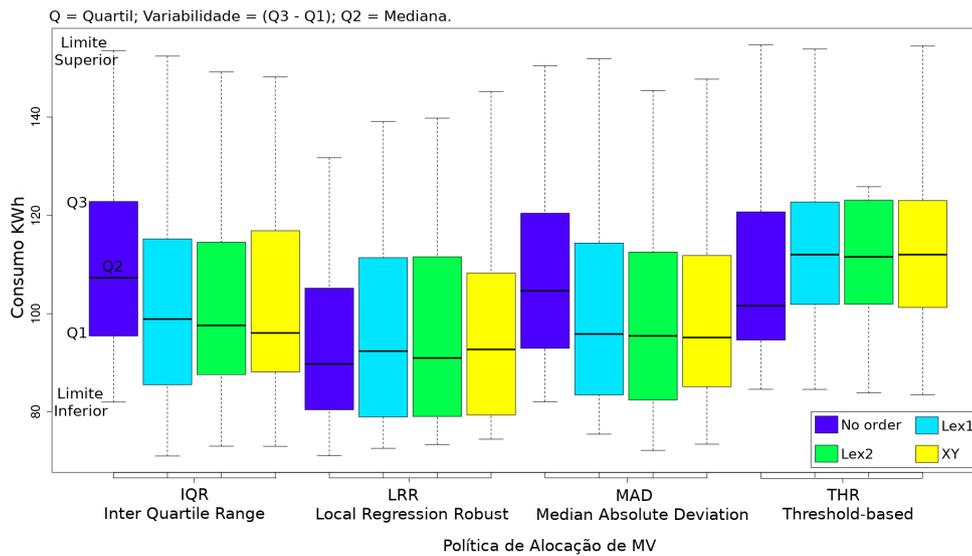


Figura 27 – Médias de Consumo Energético

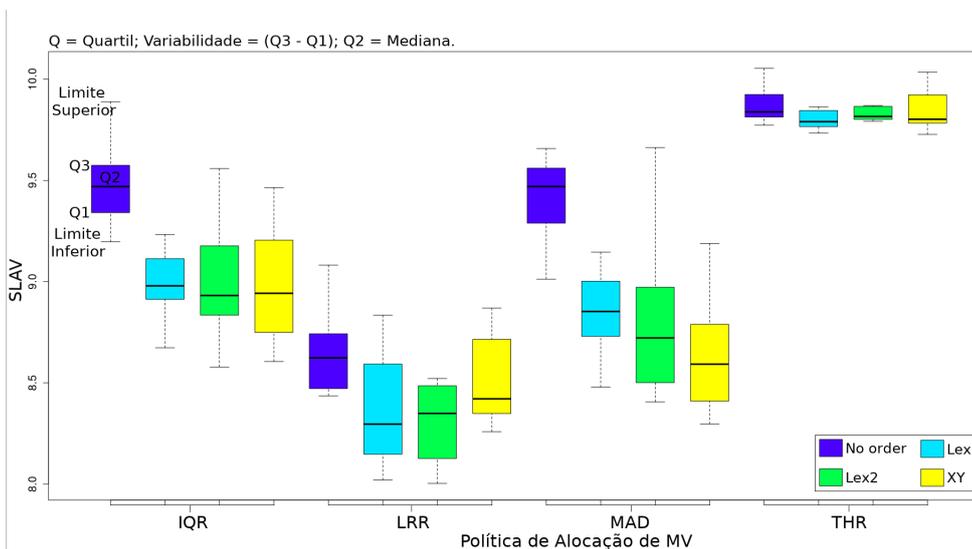


Figura 28 – Médias de Violação de SLA

6.2.3 Estudo de Caso 3: Análise dos Resultados da Abordagem Int-FLBCC Considerando o Uso de Novos Agregadores

Nesta seção, são apresentados os resultados dos experimentos realizados com objetivo de avaliar o desempenho da abordagem Int-FLBCC empregando a concepção dos 17 agregadores definidos na Seção 3.3. Estes agregadores consistem de funções que interpretam as operações de interseção e união na etapa do processo de inferência do sistema fuzzy.

Avaliação Considerando as Três Métricas Individualmente

Para este estudo de caso, em primeiro lugar, é apresentada a avaliação com base numa seleção prévia das métricas de consumo energético, violação de SLA e mi-

gração de MVs. Foram considerados os experimentos decorrentes das execuções realizadas dos quatro algoritmos de consolidação (IQR, LRR, MAD e THR). Para cada um dos estudos de caso foram aplicados os 17 pares de funções de agregação IvAF e suas correspondentes construções duais.

Consumo Energético

A avaliação do consumo de energia é indicada através do boxplot da Figura 29. Na Figura 29(a), o algoritmo IQR apresenta uma melhor posição média com relação aos níveis de eficiência energética para os agregadores 11, 13 e 12. Por sua vez, o IQR com o emprego dos agregadores 17, 9 e 16 atingiu uma posição central. Os piores casos ocorreram com o uso dos agregadores 14, 3 e 7, os quais produziram os maiores níveis de consumo médio de energia.

Na Figura 29(b) é apresentado o comportamento do consumo energético decorrente da combinação do algoritmo LRR com os diferentes agregadores. Obtiveram os melhores resultados os agregadores 15, 16 e 9, os resultados intermediários ficaram com os agregadores 7, 17 e 10, os piores resultados, por sua vez, ficaram associados aos agregadores 3, 14 e 13.

Nas execuções com o algoritmo MAD (vide Figura 29(c)), os três primeiros lugares ficaram a cargo dos agregadores 1, 11 e 16, os casos médios ficaram com os agregadores 15, 3 e 13 e, como piores resultados, foram as execuções dos experimentos com os agregadores 12, 7 e 2.

Por fim, observando as simulações do algoritmo THR na Figura 29(d), as execução com os operadores 4, 5 e 9 produziram em média os melhores efeitos, com os agregadores 15, 7 e 12 ficaram os casos intermediários, e como piores resultados tivemos aqueles decorrentes da aplicação dos agregadores 6, 10 e 8.

Assim, compreendendo as médias gerais das avaliações de eficiência energética apresentadas na Tabela 15, o agregador 9 (\mathcal{O}_2 IvOF e seu operador \mathcal{N}_S -dual) registrou três das quatro melhores posições relacionadas aos quatro algoritmos utilizados, seguidos pelas composições dos agregadores 1 e 4.

Máquinas Virtuais Migradas

O número de migrações de MVs é um fator importante a ser avaliado, pois, uma alta movimentação de MVs no *data center* pode ocasionar a degradação do desempenho dos recursos computacionais, e dos canais de comunicação do ambiente da CN, conseqüentemente, possibilitando a obtenção de piores níveis de SLA. Essa avaliação está exposta no boxplot da Figura 30, para cada algoritmo de consolidação de MV utilizando a combinação dos 17 agregadores considerados.

Na avaliação do número de migração de MVs, o algoritmo IQR (vide Figura 30(a) e

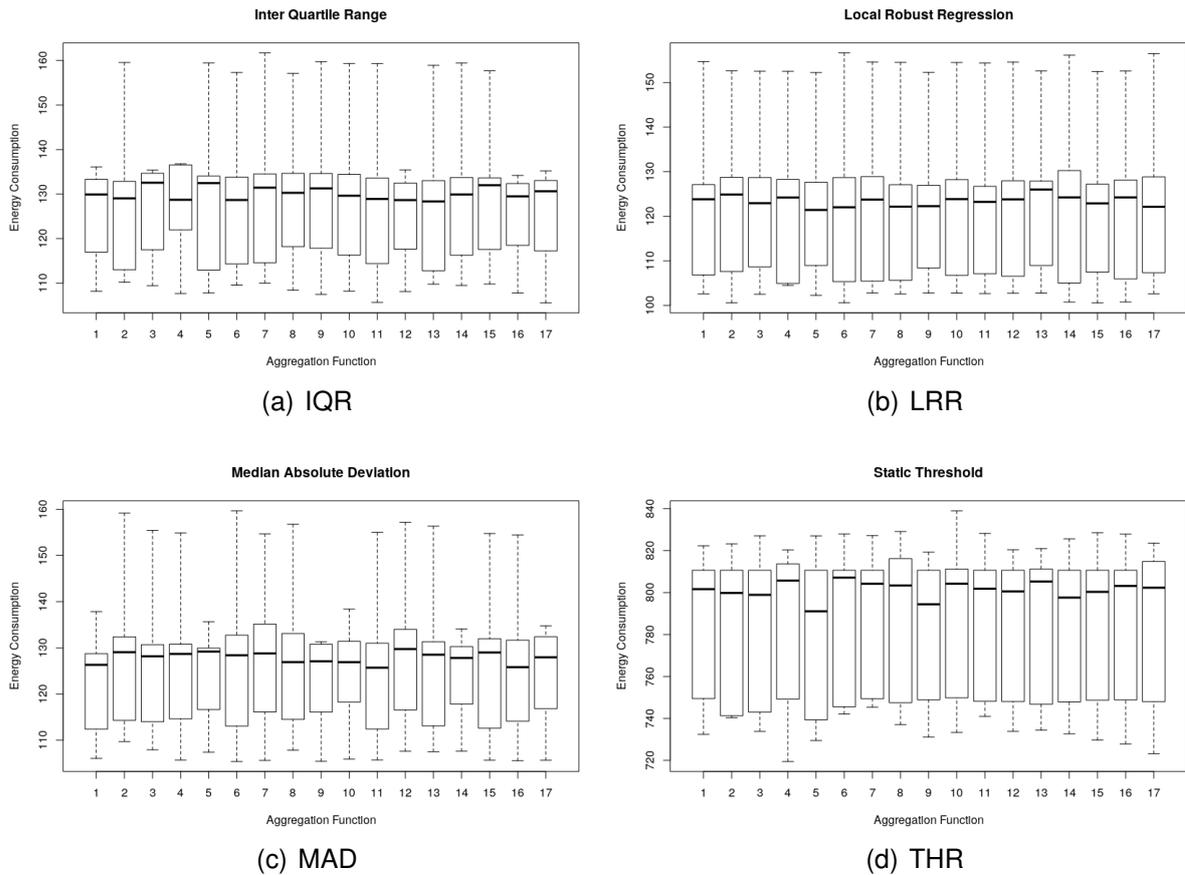


Figura 29 – Consumo Energético

Tabela 15 – Classificação da Métrica CE - Consumo Energético

Consumo Energético										
Rank	Algoritmo									
	IQR		LRR		MAD		THR		Média Geral	
	AL	EC	AL	EC	AL	EC	AL	EC	AL	Valor
1	11	126.1	15	120	1	124.9	4	759.4	9	283.22
2	13	126.3	16	120.3	11	125	5	759.6	1	283.47
3	12	126.5	9	120.4	16	125	9	759.8	4	283.48
4	2	126.7	8	120.5	9	125	2	760.3	16	283.52
5	6	127	6	120.5	14	125.6	1	760.8	11	283.62
6	10	127.3	4	120.7	4	125.6	16	760.9	5	283.70
7	1	127.4	7	120.7	8	125.7	3	761.2	15	283.80
8	17	127.6	17	120.7	15	125.8	15	761.3	12	283.88
9	9	127.7	10	120.8	3	126.2	7	761.4	2	283.90
10	16	127.9	11	120.8	13	126.3	12	761.5	13	283.95
11	5	128	12	120.8	5	126.4	13	762	17	284.25
12	15	128.1	5	120.8	6	126.5	14	762.1	14	284.30
13	4	128.2	1	120.8	17	126.6	17	762.1	3	284.38
14	8	128.2	2	120.9	10	126.7	11	762.6	6	284.42
15	14	128.4	3	121.1	12	126.7	6	763.7	7	284.48
16	3	129	14	121.1	7	126.8	10	764.1	8	284.62
17	7	129	13	121.2	2	127.7	8	764.1	10	284.73

Tabela 16), atingiu os melhores resultados com os agregadores de 10, 17 e 12, sendo estes três aqueles com as menores médias no número de migração de MVs. Nas execuções com os agregadores 14, 4 e 15, foram alcançados valores intermediários, e como piores casos está o uso dos agregadores 6, 9 e 7, atingindo em média, a maior quantidade de migração de MVs.

Analisando os casos para o algoritmo LRR (vide Figura 30(b) e Tabela 16), destacam-se os agregadores 17, 1 e 8 com as três melhores médias, os valores intermediários foram atingidos com os agregadores 2, 3 e 4, e, como piores casos destaca-se o emprego dos agregadores 16, 15 e 14.

As execuções com o algoritmo MAD Figura 30(c) atingiram as melhores médias nos casos dos agregadores 5, 17 e 16, os casos que classificaram-se como medianos foram com a aplicação dos agregadores 3, 7 e 1, e como os últimos colocados o uso de 8, 9 e 15.

O algoritmo THR Figura 30(d) alcançou os melhores resultados com a aplicação dos agregadores 16, 7 e 13, na classificação de medianos ficaram os casos com o uso dos agregadores 10, 14 e 12, e por fim, os piores resultados foram atingidos com aplicação dos agregadores 5, 4 e 3.

Resumindo a média no número de MVs migradas na avaliação, o agregador 17 (\mathcal{O}_V IvAF e seu operador \mathcal{N}_S -dual) apresenta os melhores resultados. Na média geral dos casos, o uso dos agregadores 3, 4, 14 tiveram igualmente duas aparições, e por fim, na categoria dos piores resultados foram os agregadores 9 e 15 com duas ocorrências.

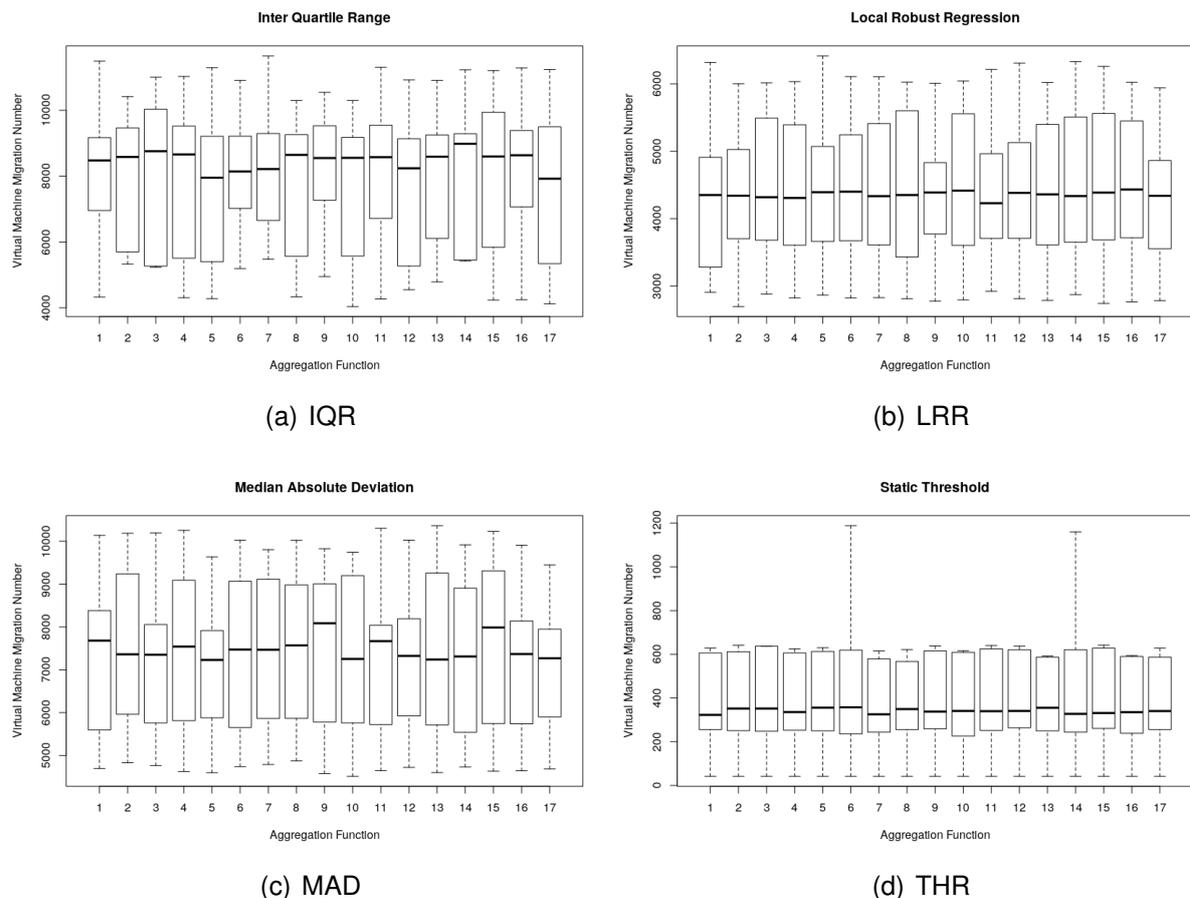


Figura 30 – Número de Máquinas Virtuais Migradas

Tabela 16 – Classificação da Métrica de MVM - Máquinas Virtuais Migradas

Número de Máquinas Virtuais Migradas										
Rank	Algoritmo									
	IQR		LRR		MAD		THR		Média Geral	
	AL	Nº. MV	AL	Nº. MV	AL	Nº. MV	AL	Nº. MV	AL	Valor
1	10	7703	17	4337	5	7090	16	428	17	4914
2	17	7748	1	4374	17	7142	7	429	5	4934
3	12	7748	8	4413	16	7147	13	429	10	4972
4	5	7764	9	4417	14	7156	17	432	12	4986
5	8	7801	11	4433	11	7167	9	432	8	5029
6	2	7836	5	4437	10	7274	8	432	11	5039
7	3	8029	7	4438	12	7282	1	432	2	5046
8	14	8048	2	4448	3	7307	10	432	16	5050
9	4	8050	3	4468	7	7344	14	433	1	5055
10	15	8053	4	4476	1	7355	12	434	14	5055
11	1	8058	6	4476	13	7360	6	437	3	5063
12	13	8072	12	4478	6	7377	15	439	13	5088
13	11	8115	10	4479	2	7457	11	441	6	5106
14	16	8121	13	4490	4	7466	2	443	4	5109
15	6	8132	16	4506	8	7469	5	445	7	5130
16	9	8238	15	4513	9	7475	4	445	15	5130
17	7	8309	14	4584	15	7516	3	448	9	5140

Legenda do Agregador (AL)

Média de Violação de SLA

A avaliação do SLA em serviços de computação em nuvem é de fundamental importância, pois trata do acordo firmado entre empresas de tecnologia e seus clientes, como disponibilidade mínima de recursos computacionais e taxa de transferência dos canais de comunicação. Nesse sentido, esta avaliação busca analisar os níveis médios de violação de SLA por servidor físico obtidos através das execuções das cargas de trabalho para cada algoritmo utilizando os agregadores previamente definidos na Seção 3.3. Esta avaliação está disponível no boxplot da Figura 31 e na Tabela 17.

Tabela 17 – Classificação da Métrica SLAV - Violação de SLA

Média de Violação de SLA										
Rank	Algoritmo									
	IQR		LRR		MAD		THR		Média Geral	
	AL	SLAV	AL	SLAV	AL	SLAV	AL	SLAV	AL	Valor
1	16	8.1	11	7.7	14	8.4	3	10.9	3	8.88
2	1	8.1	15	7.7	5	8.4	10	11	17	8.88
3	13	8.2	10	7.8	7	8.4	17	11	10	8.90
4	5	8.2	3	7.8	1	8.4	11	11.2	1	8.90
5	8	8.2	4	7.8	17	8.4	5	11.2	5	8.90
6	9	8.2	13	7.8	9	8.4	15	11.2	11	8.93
7	6	8.2	5	7.8	10	8.5	1	11.2	9	8.93
8	10	8.3	7	7.8	3	8.5	14	11.3	16	8.95
9	3	8.3	16	7.8	11	8.5	4	11.3	7	8.98
10	11	8.3	8	7.8	4	8.5	9	11.3	15	8.98
11	12	8.3	17	7.8	12	8.5	7	11.4	8	8.98
12	7	8.3	9	7.8	16	8.5	16	11.4	4	9.00
13	17	8.3	14	7.9	8	8.5	8	11.4	14	9.02
14	4	8.4	1	7.9	2	8.5	12	11.5	12	9.07
15	15	8.4	2	7.9	6	8.5	13	11.7	13	9.07
16	2	8.4	6	7.9	13	8.6	2	11.8	6	9.15
17	14	8.5	12	8	15	8.6	6	12	2	9.15

Legenda do Agregador (AL)

Na Figura 31(a) o algoritmo IQR, atingiu seus melhores resultados com os agregadores de 16, 1 e 13, sendo estes três os primeiros colocados dentre as menores médias na violação do SLA. Os casos dos agregadores 10, 3 e 11, categorizam-se como intermediários, e com os piores resultados as o emprego dos agregadores 15, 2 e 14, atingindo as piores médias na violação de SLA. Na Figura 31(b), os casos

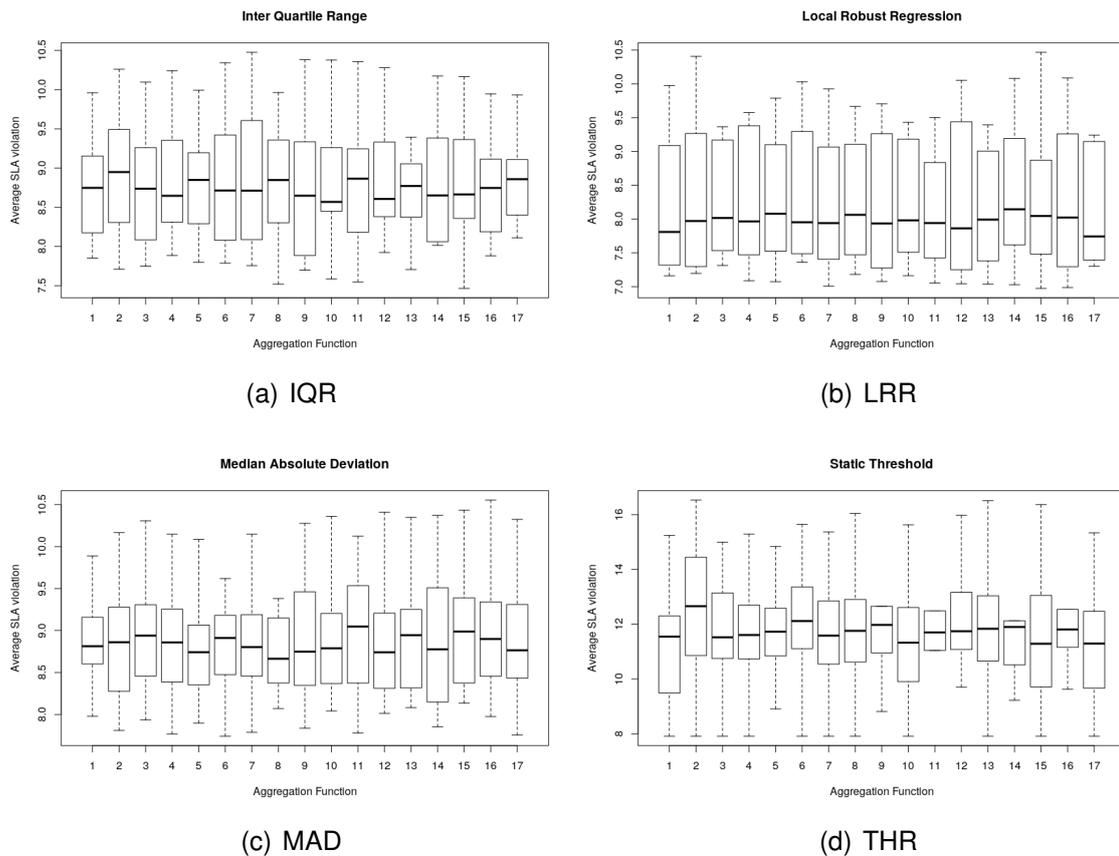


Figura 31 – Médias de Violação de SLA

do algoritmo LRR, os agregadores 11, 15 e 10 conquistaram os melhores resultados, com a utilização dos agregadores 7, 16 e 8 atingiu-se resultados intermediários e, 2, 6 e 12 os piores resultados.

Nas execuções com MAD Figura 31(c), os três primeiros colocados ficaram a cargo dos agregadores 14, 5 e 7, os casos médios 3, 11, 4 e, como os piores resultados os experimentos com 6, 13, 15.

Analisando os casos do algoritmo THR, na Figura 31(d), o emprego dos agregadores 3, 10 e 17 obtiveram em média os melhores resultados, 14, 4 e 9 soluções medianas, e por último com as piores médias o emprego dos agregadores 13, 2 e 6.

Em geral, nas avaliações de violação média de SLA, destacou-se que a composição do agregador 10 (\mathcal{O}_M IvOF e seu operador \mathcal{N}_S -dual) obteve duas ocorrências entre os melhores resultados. Para as execuções considerando os agregadores 3, 4 e 11, tivemos duas participações na categoria média. Por fim, na classe dos piores resultados os agregadores 2 e 6 com três ocorrências, 13 e 15 com duas ocorrências.

Avaliação Combinando as Três Métricas

Esta seção descreve a avaliação da abordagem Int-FLBCC agregando as métri-

cas de CE, SLAV e MVM. Neste sentido, considera os experimentos realizados sobre os algoritmos de consolidação de servidores (IQR, LRR, MAD e THR). Para cada algoritmo são considerados os 17 agregadores (funções IvAF e suas correspondentes construções duais), sendo os resultados apresentados na Tabela 18.

Estes resultados foram obtidos com base nas variáveis: (a) consumo de energia, (b) violação de SLA e (c) número de migrações de MVs, considerando:

(i) normalização dos dados simulados de acordo com Eqs. (33), (34) e (35) realizada da seguinte forma:

$$rCE = (10 * valCE/valMinCE); \quad (33)$$

$$rSLAV = (10 * valSLAV/valMinSLAV); \quad (34)$$

$$rMVM = (10 * NumMVM/NumMinMVM); \quad (35)$$

(ii) a média aritmética ponderada entre os valores de consumo de energia (CE), número de migração da MV (MVM) e SLAV, para as 10 cargas de trabalho e na execução dos quatro algoritmos propostos.

onde $valMinCE$ corresponde ao valor mínimo do consumo energético, $valMinSLAV$ é a menor média de violação do SLA, e $NumMinMVM$ o número mínimo de migração de MV, obtidos na simulação de cada um dos 17 casos, com a combinação do algoritmo e as funções de agregação.

$$resultAverage = \frac{(rCE * wCE) + (rSLAV * wSLAV) + (rMVM * wNumMV)}{wNumMV + wSLAV + wCE} \quad (36)$$

Os pesos definidos para o cálculo da média foram $wCE = 0.4$, correspondendo ao consumo energético, $wNumMV = 0.4$ para o número de migração de MV, e $wSLAV = 0.2$ na média de violação do SLA. Estes pesos foram definidos a partir dos trabalhos relacionados identificados pela RSL realizada (vide Capítulo 4).

Analisando a Tabela 18, é possível destacar que o agregador 14 (relacionado ao \mathcal{O}_{Mix} - um IvOF misto) obteve três aparições, e o agregador 3 (relacionado ao \mathcal{O}_{MDB} - um IvOF médio) duas ocorrências entre os melhores resultados, nos casos intermediários temos os agregadores 12, 7 e 10 com as maiores aparições, e por fim, os piores resultados foram atingidos com o uso dos agregadores 2, 4 e 15.

6.3 Considerações do Capítulo

Neste capítulo foram apresentadas as métricas avaliadas na aplicação do modelo da abordagem Int-FLBCC, as principais características da definição do ambiente de CN utilizado nas avaliações, e os estudos de casos realizados.

Tabela 18 – Resultados da Combinação das Três Métricas

Rank	Algoritmo							
	IQR		LRR		MAD		THR	
	AL	Média	AL	Média	AL	Média	AL	Média
1	2	12.81	1	13.05	14	12.99	16	49.94
2	14	12.85	11	13.09	8	13.01	17	49.99
3	7	13.05	3	13.2	3	13.08	14	50.08
4	3	13.13	17	13.2	12	13.11	13	50.1
5	6	13.17	5	13.27	2	13.13	9	50.1
6	13	13.64	4	13.3	5	13.13	7	50.15
7	9	13.71	8	13.3	16	13.16	8	50.2
8	12	13.73	7	13.33	17	13.2	10	50.23
9	8	14.28	9	13.38	7	13.22	1	50.27
10	5	14.29	10	13.43	11	13.23	12	50.39
11	1	14.39	6	13.43	1	13.24	15	50.82
12	4	14.51	12	13.45	13	13.33	6	50.9
13	17	14.55	13	13.52	6	13.34	11	51.02
14	16	14.63	14	13.58	10	13.46	5	51.3
15	10	14.66	16	13.66	15	13.48	4	51.53
16	15	14.66	15	13.74	4	13.52	2	51.54
17	11	14.74	2	13.74	9	13.55	3	51.6

Legenda do Agregador (AL)

- De forma analítica, três estudos de casos foram concebidos evidenciando a evolução da pesquisa:
 - O primeiro estudo de caso abordou resultados obtidos sobre a avaliação considerando a modelagem do sistema de inferência fuzzy tipo-2 valorado intervalarmente para detecção de carga dos servidores físicos em ambiente de CN. A avaliação foi realizada através de comparações dos algoritmos (IQR, LR, LRR, MAD e THR), com e sem a abordagem fuzzy para detecção de carga dos servidores físicos. Os resultados atingidos conseguiram ganhos em relação à eficiência energética para todos os casos. No que se refere à violação de SLA, o algoritmo THR, com o emprego da Int-FLBCC, destacou-se por conseguir ganhos tanto para eficiência energética quanto para violação de SLA.
 - No segundo estudo de caso, foram aplicadas as ordens admissíveis de Lex1, Lex2 e *Xu and Yager*, realizando a ordenação da lista de níveis de carga dos servidores físicos antes da execução da alocação e/ou realocação de MV. Esta abordagem traz uma solução para a ordenação dos intervalos onde dois intervalos possam ser considerados como incomparáveis pelos métodos tradicionais da matemática intervalar, e também visa a obtenção de ganhos tanto da eficiência energética quanto na violação de SLA. Os resultados obtidos mostraram ganhos para eficiência energética com o algoritmo IQR utilizando a ordem de *Xu and Yager*, MAD com o emprego da Lex2 e THR com *Xu and Yager*. Para a avaliação do SLA os algoritmos IQR com a ordem de *Xu and Yager* obteve melhores resultados, LRR com Lex2, THR aplicando Lex1, e por fim MAD utilizando a ordem de *Xu and Yager*.
 - No terceiro estudo de casos foram expostos os resultados obtidos através do emprego dos novos agregadores concebidos, foram 17 pares de funções

que interpretam as uniões e interseções no processo de inferência do sistema fuzzy valorado intervalarmente, para os quatro algoritmos IQR, LRR, MAD e THR, e dividido em duas partes principais.

2. Na utilização de métricas, destacam-se as duas seguintes etapas:

- Primeiramente, as métricas foram avaliadas individualmente, para a eficiência energética o emprego do agregador 9 (\mathcal{O}_2 IvOF e seu operador \mathcal{N}_S -dual) obteve posicionamento entre as melhores médias gerais nas execuções de todos os algoritmos. Na sequência, o número de MV migradas foi analisado. E, os agregadores 10, 17 e 12 destacaram-se entre os três melhores resultados com o algoritmo IQR, para as execuções com LRR os agregadores 17, 1, e 8 obtiveram as melhores médias, MAD com o uso dos agregadores 5, 17 e 16, e nos casos de THR salientaram-se os agregadores 16, 7 e 13. E assim, na avaliação das métricas individuais esta a média de violação de SLA, onde IQR conseguiu ganhos com o uso dos agregadores 16, 1 e 13, LRR com os agregadores 11, 15 e 10, MAD com a aplicação dos agregadores 14, 5, e 7, e THR com emprego dos agregadores 3, 10 e 17. Salienta-se que o agregador 10 (\mathcal{O}_M IvOF e seu operador \mathcal{N}_S -dual) obteve aparições entre os melhores resultados, os agregadores 3, 4 e 11 nos casos medianos.
- E, na segunda etapa do terceiro estudo de caso foi realizada uma avaliação utilizando a combinação das três métricas selecionadas. Analisando os resultados destaca-se o emprego do agregador 14 (\mathcal{O}_{Mix} - IvOF misto), classificando-se na segunda posição com o algoritmo IQR, primeira posição com MAD, e terceira com THR.

Com os resultados descritos neste capítulo, fica evidenciado que o grande desafio de pesquisa considera a melhoria dos níveis de eficiência energética e, simultaneamente, a redução na violação de SLA.

A consolidação dinâmica de MVs consiste em uma técnica atualmente abordada na literatura, mostrando-se bastante eficiente. No entanto, deve-se ter atenção tanto na seleção das MVs a serem migradas como nos níveis de carga dos servidores físicos do ambiente. Ou seja, a ineficiência neste gerenciamento pode levar à obtenção de altos níveis de consumo energético, da mesma forma elevar a violação do SLA.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo resume as principais contribuições alcançadas ao longo dos esforços de estudo e pesquisa desenvolvidos nesta Tese, bem como apresenta as publicações realizadas e a perspectiva de trabalhos futuros.

7.1 Principais Contribuições

As principais contribuições foram resumidas em três contextos, os quais são brevemente descritos logo a seguir.

7.1.1 Contextualização das Tendências para Consolidação de MVs na CN via Revisão Sistemática de Literatura

Em virtude da importância das fases da consolidação dinâmica de máquinas virtuais na CN, diversas estratégias vêm sendo discutidas na literatura, caracterizando a relevância e atualidade da área.

O estudo da literatura em CN apontou as principais tendências para a área, dentre as quais destacam-se o autoatendimento sob demanda, amplo acesso a rede, agrupamento de recursos, elasticidade rápida e mensuração de serviços.

Para atendimento destas tendências foram investigadas as categorias de serviços denominadas *software* SaaS, plataforma PaaS, infraestrutura IaaS. Com base no estudo destas categorias foram estruturados os principais (mas não excludentes) desafios de nossa pesquisa. Assim, a pesquisa veio a contribuir com provisionamento automatizado de serviços, migração de MV, consolidação de servidores e gerenciamento de energia.

Os projetos analisados, em sua maioria, não tratam aspectos relacionados às imprecisões das variáveis PC, CC e RAM extraídas do contexto da CN. Enfatiza-se ser necessário lidar com este grupo de variáveis devido a importância que estas têm em relação a todas as etapas da consolidação dinâmica de servidores.

Ainda analisando os trabalhos relacionados, fica clara a ausência de uma abordagem que permita a ampliação para o tratamento das imprecisões mensuradas das

variáveis extraídas da infraestrutura da CN, o emprego de novos agregadores na etapa da inferência do sistema fuzzy, e por fim o tratamento para ordenação de valores intervalares.

Portanto, mesmo com a existência de diversas estratégias para a consolidação de MV na CN presentes na literatura, percebe-se que o emprego destas não realizam o tratamento de forma eficiente dos diversos tipos de aplicações, especialmente aquelas que demandam grande quantidade de recursos e visam eficiência energética aliada ao desempenho.

7.1.2 Formalização Lógica para a Modelagem da Imprecisão e Incerteza da Informação na Computação em Nuvem

Destacam-se como base para a concepção desta Tese os fundamentos da lógica fuzzy. Para aplicação e exploração da função de pertinência referente a conjuntos fuzzy tipo-1 e tipo-2, operações padrões entre os conjuntos fuzzy tipo-1 e tipo-2 incluíram os estudos de agregadores, operadores de negações e construções duais. Buscou-se aplicar novas relações fuzzy e implicações fuzzy para suporte às estruturas de controle na Int-FLBCC. Na construção dos sistemas de inferência fuzzy tipo-1 e tipo-2, incluímos o estudo de ordens admissíveis viabilizando comparações que validam métodos e algoritmos explorados.

Para atender as demandas no gerenciamento de recursos na CN, e com base na RSL identificaram-se oito trabalhos relacionados ao tema desta Tese. Estes trabalhos foram descritos, e foi realizada uma análise comparativa entre eles, tendo como base: (i) a estratégia do algoritmo empregada, (ii) a especificidade do problema tratado, (iii) as melhorias e realizações, (iv) e as fraquezas e limitações de cada projeto nas etapas da consolidação dinâmica de servidores na CN.

Com isso, a abordagem fuzzy nas estratégias providas pelo Int-FLBCC para a consolidação de servidores, contemplou a extensão dos agregadores utilizados na etapa da inferência do sistema fuzzy, e também o tratamento da ordenação de resultados intervalares, onde os métodos convencionais não podem ser aplicáveis.

Esta flexibilidade para a definição dos SLA entre os usuários e os provedores da CN foram explorados, e primeiros resultados para incremento de desempenho, eficiência energética, ou ainda, um *trade-off* entre ambas perspectivas foram alcançados.

Neste contexto, a abordagem fuzzy da Int-FLBCC, apresenta-se como diferencial, flexível no provimento de novos agregadores fuzzy e métodos de ordenação intervalar para aplicar nas soluções da consolidação dinâmica de servidores da CN. O controle fuzzy foi organizado em quatro principais componentes, sendo eles:

- Interface de Fuzzificação
- Inferência considerando a concepção de novos agregadores fuzzy

- Interface de Defuzzificação
- Módulo para Ordens Admissíveis

7.1.3 Estruturação e Consolidação das Estratégias Metodológicas da Abordagem Int-FLBCC

A concepção da abordagem Int-FLBCC contempla a pesquisa de diversos aspectos relacionados a consolidação dinâmica de servidores da CN:

- Projeto de uma abordagem flexível para a consolidação dinâmica de MV empregando a lógica fuzzy valorada intervalarmente;
- Concepção de novos agregadores fuzzy com suporte a diferentes tipos de aplicação da CN;
- Projeto de módulo para o emprego das ordens admissíveis que permita realizar a ordenação de valores intervalares onde os métodos convencionais não forem aptos de serem usados;
- Sistematização das características dos cenários de uso a serem empregados para a avaliação da abordagem de consolidação dinâmica de máquinas virtuais na CN.

A Tabela 19 apresenta um resumo das principais características da abordagem Int-FLBCC em relação aos trabalhos relacionados apresentados no Capítulo 4.

Analisando a Tabela 19, destaca-se que assim como a maioria das pesquisas, o *framework* CloudSim (CALHEIROS et al., 2011) é usado na Int-FLBCC como ferramenta para simulação de ambientes de CN. Já outros trabalhos consideram o jFuzzyLogic (CINGOLANI; ALCALÁ-FDEZ, 2012), na concepção da modelagem, implementação e simulação dos sistemas de inferência fuzzy, facilitando a integração com o CloudSim, sendo desenvolvidos com a mesma tecnologia Java ¹.

O Matlab ², Simulink ³ e FuzzyLite (RADA-VILELA, 2018) também apresentam-se como alternativas para modelagem, implementação e testes dos sistemas de inferência fuzzy. Entretanto, tais alternativas não vão ao encontro do objetivo geral desta Tese.

Diferentemente dos trabalhos relacionados a abordagem Int-FLBCC considera o emprego da lógica fuzzy valorada intervalarmente, por essa razão empregará Juzzy ⁴ (WAGNER, 2013) como ferramenta para modelagem e implementação do sistema de inferência fuzzy intervalar, assim como, para a proposta dos agregadores.

¹<https://www.java.com/>

²<https://www.mathworks.com/products/matlab.html>

³<https://www.mathworks.com/help/simulink/>

⁴<http://juzzy.wagnerweb.net/>

Por sua vez a ferramenta Matlab (CASTRO; CASTILLO; MARTÍNEZ, 2007) foi empregada para realizar a modelagem de maneira independente da infraestrutura de CN simulada no CloudSim, facilitando a definição dos pontos que configuram os conjuntos fuzzy valorados intervalarmente, para cada uma das variáveis consideradas no sistema de inferência.

O componente Juzzy apresenta alternativas para modelagem e implementação de sistemas fuzzy tipo-1 e tipo-2, projeto de código aberto atualmente disponível para comunidade acadêmica, e que recentemente abordou o tratamento para conjuntos fuzzy tipo-2 de intervalo restrito, como pode ser visto em (D'ALTERIO et al., 2020). E ainda, desenvolvido em Java, mesma tecnologia de CloudSim, facilitando o processo de integração do sistema de inferência fuzzy tipo-2 com a infraestrutura da CN simulada no CloudSim.

Assim como a maioria dos projetos, na Int-FLBCC tratam-se três variáveis de entrada e uma saída. O método de fuzzificação considerou funções de pertinência do tipo trapezoidal. O processo de inferência utilizado é com base no método de Mamdani (MAMDANI, 1976), considerando uma base de regras com conectivos lógicos do tipo “AND” aplicando normas triangulares. E por fim, a etapa de defuzzificação utilizando o centro da área.

Tabela 19 – Comparação dos Trabalhos Considerando Ferramentas Utilizadas, Variáveis de Entrada (Ent) e Saída (Sai), Métodos de Fuzzificação (Fuz), Inferência (Inf) e Defuzzificação (Def), e ainda, Conectivos (Con) Utilizados em cada Aplicação.

Projeto	Ferramentas	Ent/Sai	Fuzzificação	Inferência	Defuzzificação	Conectivos
(1)	♠ △	4/1	FP Gau	Ma	CoA	AND
(2)	♠ △	6/1	FP Tri	Ma	ND	AND
(3)	♠ △	2/1	FP Tri	TS	CoG	AND
(4)	♠ △	2/1	FP Tri/Tra	Ma	CoA	AND
(5)	♠	3/1	FP Tri	Ma	CoA	AND
(6)	♠ △	3/1	FP Tra	Ma	ND	AND
(7)	♠	8/1	FP Tri	TOPSIS	TOPSIS	TOPSIS
(8)	ND	2/1	FP Tra	Ma	ND	AND/OR
Int-FLBCC	♡ ◇ ♠	3/1	FP Tra	Ma	CoA	AND

♠ CloudSim ◇ Matlab △ JFuzzyLogic ♡ Juzzy **(FP)** Função de Pertinência **(FP Gau)** Gaussiana **(FP Tri)** Triangular **(FP Tra)** Trapezoidal **(TS)** Takagi-Sugeno **(Ma)** Mamdani **(CoG)** Center of Gravity **(CoA)** Center of Area **(TOPSIS)** Technique for Order Performance by Similarity to Ideal **(ND)** Informação não disponível

7.1.4 Interação dos Resultados Conquistados com Trabalhos de Grupos de Pesquisa

As atualizações da abordagem Int-FLBCC potencializaram a prospecção de novas interações com projetos em andamento do grupo LUPS/UFPEL, bem como com projetos de outros grupos, dentre os quais destacamos o C3/FURG e o CAROL/UFRN. Pesquisadores destes dois grupos vêm estabelecendo cooperações bastante signifi-

cativas, ao longo de vários anos.

Os resultados desta Tese, fortaleceram a interação ativa entre outras dissertações/tese do mestrado e doutorado em Ciência da Computação do CDTEC/PPGC da UFPEL, provendo aplicações na *Cloud Computing* para projetos de fundamentação e análise.

Destacam-se aplicações no Int-FLBCC que usam o índice de correlação em conjuntos fuzzy intuicionista valorados intervalarmente, a análise consensual de conjuntos fuzzy valorados intervalarmente baseada em funções de penalidades, e ainda, as construções baseadas em implicações residuais sobre conjuntos fuzzy n -dimensionais.

Estas interações levaram a implementação de rotinas e extensão de bibliotecas no Int-FLBCC, como análise consensual e correlacional, e também disponibilizaram uma análise do sistema dedutivo multi-dimensional para os atributos de entrada/saída, com suporte no sistema de inferência fuzzy tipo-2 da abordagem Int-FLBCC.

7.2 Publicações Realizadas

Durante o desenvolvimento deste trabalho foram publicados artigos em periódicos e anais de congressos, que reportaram a evolução da pesquisa em suas diferentes etapas.

7.2.1 Publicações em Revistas

- ***Interval-valued Fuzzy Logic approach for overloaded hosts in consolidation of virtual machines in cloud computing***, na revista *Fuzzy Sets and Systems (FSS 2020)*, relevante publicação oficial da *International Fuzzy Systems Association (IFSA)*. Este artigo aborda a consolidação dinâmica de máquinas virtuais (MVs), promovendo melhora na utilização de recursos e eficiência de energia na computação em nuvem. Visa determinar quando é melhor realocar MVs de um servidor físico sobrecarregado, um aspecto da consolidação dinâmica de MV que influencia diretamente a utilização de recursos e Qualidade de Serviço (QoS) oferecida pelo sistema. O artigo apresenta uma nova proposta empregando a concepção de novos agregadores no processo de inferência do sistema fuzzy intervalar, para lidar com as incertezas e imprecisões na determinação do uso de recursos, visando economia de energia com degradação mínima de desempenho. Os resultados obtidos em um ambiente de nuvem computacional simulado apresentou melhorias de eficiência energética com a composição dos agregadores 2 e 3. Com relação ao SLA, foram alcançados consideráveis resultados com o emprego dos agregadores 10, 1 aplicando THR, e, finalmente, o IQR obteve bons resultados com a utilização dos agregadores 7, 9 (MOURA

et al., 2021).

- ***Int-FLBCC: Model for Load Balancing in Cloud Computing using Fuzzy Logic Type-2 and Admissible Orders***, na Revista de Informática Teórica e Aplicada (**RITA**). Este artigo apresenta uma nova proposta explorando a Lógica Fuzzy Tipo-2 para tratar as incertezas e imprecisões na determinação da utilização dos recursos na computação em nuvem, visando economia de energia sem degradação de desempenho. Para validação da proposta foram executados testes em um ambiente simulado de computação em nuvem com a ferramenta CloudSim. A validação dos resultados através de simulação mostraram melhorias na eficiência energética de 8,83% com IQR_XY e 22,43% com MAD_XY. Para o cumprimento dos Acordos de Nível de Serviço (Service Level Agreement - SLA), os melhores valores alcançados foram 9,06% com MAD_XY e 25% de THR Lex1 (SCHNEIDER et al., 2020).

7.2.2 Publicações em Anais de Eventos

- ***Type-2 fuzzy logic approach for overloaded hosts in consolidation of virtual machines in cloud computing***, in 2019 Conference of the International Fuzzy Systems Association and the European Society for Fuzzy Logic and Technology (**EUSFLAT 2019**). Publicação reportando os resultados preliminares, os quais foram alcançados via consolidação da proposta do módulo fuzzy tipo-2 intervalar, considerando a modelagem das incertezas e imprecisões das variáveis PC, CC e utilização de RAM na determinação do nível de uso dos recursos de servidores da infraestrutura da CN, visando eficiência energética e desempenho (MOURA et al., 2019/08).
- ***Allocating virtual machines exploring type-2 fuzzy logic and admissible orders***, in 2019 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (**FUZZ-IEEE**). Artigo descreve a proposta com abordagem da lógica fuzzy tipo-2 e extensões via ordens lineares admissíveis, como as ordens lexicográficas, considerando agregações por meio de somas e diferenças *Xu and Yager* para tratar as incertezas e imprecisões na determinação da prioridade do uso dos recursos do ambiente de computação em nuvem, visando economia de energia e minimizando a degradação de desempenho (MOURA et al., 2019).

7.3 Suporte aos Estudos Teóricos Desenvolvidos no LUPS/PPGC

Outras contribuições foram realizadas, baseadas nos resultados desta Tese, provendo suporte para aplicações de teorias que o grupo de pesquisa do LUPS/UFPEL vem desenvolvendo, considerando colaborar com a modelagem e o tratamento da incerteza na tomada de decisão em computação na nuvem. Desta integração entre LF

e CN obtivemos resultados parciais que foram divulgados em eventos e revistas da área, resultando nas seguintes publicações.

7.3.1 Publicações em Revistas

- ***On the Residuation Principle of n -dimensional R-implications***, in *Soft Computing Journal, A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications 2022*, este estudo define e introduz R-implicações fuzzy n -dimensionais $L_n([0, 1])$ baseadas em t -normas n -dimensionais contínuas. Na abordagem proposta de Int-FLBCC foram implementados agregadores n -dimensionais e R-implicações fuzzy n -dimensionais. As simulações consolidadas consideram a modelagem de um sistema fuzzy n -dimensional valorado intervalarmente. Os resultados teóricos sobre as R-implicações n -dimensionais foram realizados para a avaliação do módulo fuzzy em ambientes de computação em nuvem (ZANOTELLI et al., 2022).
- ***Extension of the correlation coefficient analysis via fuzzy aggregations applied in the dynamic consolidation of virtual machine in cloud computing***, artigo submetido à análise para revista *International Journal of Intelligent Systems*. Esta pesquisa apresenta o estudo e aplicação da generalização do coeficiente de correlação diante das seguintes abordagens: (i) é apresentado um método construtivo da generalização do coeficiente de correlação fuzzy n -dimensional a partir de classes de funções de agregação e funções de dissimilaridade não normadas; (ii) uma extensão do coeficiente de correlação de A-IFS para A-IVIFS é desenvolvida, resultando em uma nova fórmula do coeficiente de correlação; (iii) são analisadas as principais propriedades e expressões algébricas do coeficiente de correlação para A-IFS e A-IVIFS. (iv) o modelo Int-FLBCC é aplicado para realizar avaliações por meio da generalização do coeficiente de correlação n -dimensional (BERTEI et al., 2022).

7.3.2 Publicações em Anais de Congressos

- ***Int-FLBCC: Exploring Fuzzy Consensus Measures via Penalty Functions***, artigo publicado na conferência *Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge Systems (IPMU 2022)*. Este estudo estende o Int-FLBCC acrescentando um grau de confiabilidade aos resultados obtidos com uma avaliação através de medidas de consenso. Foram feitas avaliações explorando duas frentes: (i) onde são exploradas medidas de consenso e penalidades em valores fuzzy, a partir das funções de pertinência; e (ii) que considera a imprecisão inerente aos conjuntos fuzzy valorados intervalarmente referente às variáveis de entrada e saída (SCHNEIDER et al., 2022).

- ***Towards Interval-Valued Fuzzy Approach to Video Streaming Traffic Classification***, publicado na conferência *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2022)*, artigo que apresenta resultados que contribuem para a classificação do tráfego de *streaming* de vídeo explorando conceitos de Lógica Fuzzy Intervalar, a abordagem propõe com base em trabalhos relacionados a modelagem e implementação do *FuzzyNetClass*⁵ um módulo para classificação do tráfego de rede explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente, com foco na classificação de *streaming* de vídeo (MONKS et al., 2022).

7.4 Continuidade da Pesquisa

Dentre as diversas alternativas para a continuidade da pesquisa desenvolvida nesta Tese, destacam-se as seguintes frentes de trabalho:

- Extensão dos métodos de comparação para apoio à análise e avaliação de algoritmos da Int-FLBCC;
 - Propor novos métodos para geração de ordens admissíveis visando comparar resultados e melhorar análise dos algoritmos, considerando distintos *benchmarks*;
- Consolidar uma análise consensual via Int-FLBCC empregando funções de penalidade e relações de dualidade;
 - Aplicar funções de pertinência tornando mais realista a modelagem de parâmetros da CN e buscando relação de resultados com outras métricas (como coeficiente de correlação e entropia); e ainda
 - incrementar o modelo de tomada de decisão considerando sistemas de múltiplos especialistas, com o uso de medidas de consenso.
- Considerar extensão da inferência no Int-FLBCC visando a geração dinâmica de regras e incremento das variáveis de entrada.
- Analisar consenso, correlação e entropia para abordagem n -dimensional das variáveis linguísticas;
 - Promover metodologias que focam na solução de problemas de tomada de decisão de múltiplos critérios e considerando grupos de especialistas.

Estas frentes de pesquisa elencadas configuram o panorama para o aprimoramento e expansão da estratégia da abordagem Int-FLBCC, visando promover sua consolidação como solução para gerenciamento de recursos em ambientes de computação em nuvem.

⁵<https://github.com/brunomourapaz/FuzzyNetClass>

REFERÊNCIAS

ALDAHWAN, N. S.; RAMZAN, M. S. Descriptive Literature Review and Classification of Community Cloud Computing Research. **Scientific Programming**, [S.l.], v.2022, 2022.

ALSADIE, D. et al. DTFA: A Dynamic Threshold-Based Fuzzy Approach for Power-Efficient VM Consolidation. In: IEEE 17TH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON NETWORK COMPUTING AND APPLICATIONS (NCA), 2018., 2018. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2018. p.1–9.

ARIANYAN, E.; TAHERI, H.; KHOSHDEL, V. Novel fuzzy multi objective DVFS-aware consolidation heuristics for energy and SLA efficient resource management in cloud data centers. **Journal of Network and Computer Applications**, [S.l.], v.78, p.43 – 61, 2017.

ASIAIN, M. J. et al. Negations with respect to admissible orders in the interval-valued fuzzy set theory. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [S.l.], v.26, n.2, p.556–568, 2017.

ASIAIN, M. J. et al. Negations With Respect to Admissible Orders in the Interval-Valued Fuzzy Set Theory. **IEEE Trans. Fuzzy Syst.**, [S.l.], v.26, n.2, p.556–568, 2018.

BACZYŃSKI, M. Residual implications revisited. Notes on the Smets–Magrez theorem. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.145, n.2, p.267–277, 2004.

BACZYNSKI, M. Functional Equations Involving Fuzzy Implications and Their Applications in Approximate Reasoning. In: AGGREGATION FUNCTIONS IN THEORY AND IN PRACTISE - PROCEEDINGS OF THE 7TH INTERNATIONAL SUMMER SCHOOL ON AGGREGATION OPERATORS AT THE PUBLIC UNIVERSITY OF NAVARRA, AGOP 2013, PAMPLONA, SPAIN, JULY 16-20, 2013, 2013. **Anais...** Springer, 2013. p.3–4. (Advances in Intelligent Systems and Computing, v.228).

BACZYŃSKI, M. On the applications of fuzzy implication functions. In: **Soft Computing Applications**. [S.l.]: Springer, 2013. p.9–10.

BACZYŃSKI, M.; BELIAKOV, G.; SOLA, H. B.; PRADERA, A. **Advances in fuzzy implication functions**. [S.l.]: Springer, 2013. v.300.

BACZYŃSKI, M.; JAYARAM, B. **Fuzzy implications**. [S.l.]: Springer, Berlin, 2008. (Studies in Fuzziness and Soft Computing, v.231).

BACZYŃSKI, M.; JAYARAM, B. **An Introduction to Fuzzy Implications**. [S.l.]: Springer, 2008.

BALASUBRAMANIAM, J. Yager's new class of implications J_f and some classical tautologies. **Information Sciences**, [S.l.], v.177, n.3, p.930–946, 2007.

BARRENECHEA, E.; BUSTINCE, H.; DE BAETS, B.; LOPEZ-MOLINA, C. Construction of interval-valued fuzzy relations with application to the generation of fuzzy edge images. **IEEE Transactions on fuzzy systems**, [S.l.], v.19, n.5, p.819–830, 2011.

BARRENECHEA, E. et al. Construction of interval-valued fuzzy preference relations from ignorance functions and fuzzy preference relations. Application to decision making. **Knowledge-Based Systems**, [S.l.], v.58, p.33–44, 2014.

BARROS, L. C. de; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática**. [S.l.]: Unicamp-Imecc, 2006.

BEDREGAL, B. C. On interval fuzzy negations. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.161, n.17, p.2290–2313, 2010.

BEDREGAL, B. R. C. On interval fuzzy negations. **Fuzzy Sets Syst.**, [S.l.], v.161, n.17, p.2290–2313, 2010.

BEDREGAL, B. R. C. et al. Generalized interval-valued OWA operators with interval weights derived from interval-valued overlap functions. **Int. J. Approx. Reason.**, [S.l.], v.90, p.1–16, 2017.

BEDREGAL, B. R. C.; MEZZOMO, I.; REISER, R. H. S. n-Dimensional Fuzzy Negations. **IEEE Trans. Fuzzy Syst.**, [S.l.], v.26, n.6, p.3660–3672, 2018.

BELIAKOV, G.; PRADERA, A.; CALVO, T. **Aggregation Functions: A Guide for Practitioners**. [S.l.]: Springer, 2007. (Studies in Fuzziness and Soft Computing, v.221).

BELIAKOV, G.; PRADERA, A.; CALVO, T. **Aggregation Functions: A Guide for Practitioners**. [S.l.]: Springer Berlin Heidelberg, 2009. (Studies in Fuzziness and Soft Computing).

BELOGLAZOV, A.; BUYYA, R. Optimal Online Deterministic Algorithms and Adaptive Heuristics for Energy and Performance Efficient Dynamic Consolidation of Virtual Machines in Cloud Data Centers. **Concurr. Comput. : Pract. Exper.**, Chichester, UK, v.24, n.13, p.1397–1420, Sept. 2012.

BELOGLAZOV, A.; BUYYA, R. 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**, [S.I.], v.24, n.7, p.1366–1379, July 2013.

BENTKOWSKA, U.; KRÓL, A. Preservation of fuzzy relation properties based on fuzzy conjunctions and disjunctions during aggregation process. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.I.], 2015.

BENTKOWSKA, U. et al. Decision making with an interval-valued fuzzy preference relation and admissible orders. **Applied Soft Computing**, [S.I.], v.35, p.792–801, 2015.

BERTEI, A. et al. Fuzzy correlational analysis for dynamic consolidation of virtual machines in cloud computing environment. **International Journal of Intelligent Systems**, [S.I.], v.36, n.5, p.2144–2182, 2022. In Press.

BHARDWAJ, A.; RAMA KRISHNA, C. Efficient multistage bandwidth allocation technique for virtual machine migration in cloud computing. **Journal of Intelligent & Fuzzy Systems**, [S.I.], v.35, n.5, p.5365–5378, 2018.

BRAIKI, K.; YOUSSEF, H. Fuzzy-logic-based multi-objective best-fit-decreasing virtual machine reallocation. **The Journal of Supercomputing**, [S.I.], v.76, n.1, p.427–454, 2020.

BURILLO, P.; BUSTINCE, H. Construction theorems for intuitionistic fuzzy sets. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.I.], v.84, n.3, p.271–281, 1996.

BURKE, E. K.; BURKE, E. K.; KENDALL, G.; KENDALL, G. **Search methodologies: introductory tutorials in optimization and decision support techniques**. [S.I.]: Springer, 2014.

BUSTINCE, H. Indicator of inclusion grade for interval-valued fuzzy sets. Application to approximate reasoning based on interval-valued fuzzy sets. **International Journal of Approximate Reasoning**, [S.I.], v.23, n.3, p.137–209, 2000.

BUSTINCE, H.; BARRENECHEA, E.; MOHEDANO, V. Intuicionistic Fuzzy Implication Operators - An Expression and Main Properties. **Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems**, [S.I.], v.12, p.387–406, 2004.

BUSTINCE, H.; BURILLO, P.; SORIA, F. Automorphisms, negations and implication operators. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.134, n.2, p.209–229, 2003.

BUSTINCE, H.; FERNÁNDEZ, J.; KOLESÁROVÁ, A.; MESIAR, R. Generation of linear orders for intervals by means of aggregation functions. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.220, p.69–77, 2013.

BUSTINCE, H. et al. A New Approach to Interval-Valued Choquet Integrals and the Problem of Ordering in Interval-Valued Fuzzy Set Applications. **IEEE Trans. Fuzzy Syst.**, [S.l.], v.21, n.6, p.1150–1162, 2013.

BUSTINCE, H. et al. A Historical Account of Types of Fuzzy Sets and Their Relationships. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [S.l.], v.24, n.1, p.179–194, 2016.

BUSTINCE, H. et al. Similarity between interval-valued fuzzy sets taking into account the width of the intervals and admissible orders. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.390, p.23 – 47, 2020. Similarity, Orders, Metrics.

CALHEIROS, R. N. et al. CloudSim: a toolkit for modeling and simulation of cloud computing environments and evaluation of resource provisioning algorithms. **Software: Practice and experience**, [S.l.], v.41, n.1, p.23–50, 2011.

CALVO, T.; MAYOR, G.; MESIAR, R. (Ed.). **Aggregation Operators: New Trends and Applications**. DEU: Physica-Verlag GmbH, 2002.

CASTILLO, O. et al. A high-speed interval type 2 fuzzy system approach for dynamic parameter adaptation in metaheuristics. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, [S.l.], v.85, p.666–680, 2019.

CASTILLO, O.; MELIN, P. Optimization of type-2 fuzzy systems based on bio-inspired methods: A concise review. **Information Sciences**, [S.l.], v.205, p.1–19, 2012.

CASTILLO, O.; MELIN, P. A review on the design and optimization of interval type-2 fuzzy controllers. **Applied Soft Computing**, [S.l.], v.12, n.4, p.1267–1278, 2012.

CASTILLO, O.; MELIN, P.; PEDRYCZ, W. Design of interval type-2 fuzzy models through optimal granularity allocation. **Applied Soft Computing**, [S.l.], v.11, n.8, p.5590–5601, 2011.

CASTRO, J. R.; CASTILLO, O.; MARTÍNEZ, L. G. Interval Type-2 Fuzzy Logic Toolbox. **Engineering Letters**, [S.l.], v.15, n.1, p.89–98, 2007.

CASTRO, J. R.; CASTILLO, O.; MELIN, P. An interval type-2 fuzzy logic toolbox for control applications. In: IEEE INTERNATIONAL FUZZY SYSTEMS CONFERENCE, 2007., 2007. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2007. p.1–6.

CHIEU, T. C.; MOHINDRA, A.; KARVE, A. A.; SEGAL, A. Dynamic scaling of web applications in a virtualized cloud computing environment. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON E-BUSINESS ENGINEERING, 2009., 2009. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2009. p.281–286.

CHOI, H. M.; MUN, G. S.; AHN, J. Y. A medical diagnosis based on interval-valued fuzzy sets. **Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications**, [S.l.], v.24, n.04, p.349–354, 2012.

CINGOLANI, P.; ALCALÁ-FDEZ, J. jFuzzyLogic: a robust and flexible Fuzzy-Logic inference system language implementation. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS, 2012., 2012. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2012. p.1–8.

COSTA, L. et al. Interval Extension of the Generalized Atanassov's Intuitionistic Fuzzy Index using Admissible Orders. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS, FUZZ-IEEE 2019, NEW ORLEANS, LA, USA, JUNE 23-26, 2019, 2019., 2019. **Anais...** IEEE, 2019. p.1–6.

DE BAETS, B. Coimplicators, the forgotten connectives. **Tatra Mt. Math. Publ.**, [S.l.], v.12, p.229–240, 1997.

DESCHRIJVER, G. Uninorms which are neither conjunctive nor disjunctive in interval-valued fuzzy set theory. **Inf. Sci.**, [S.l.], v.244, p.48–59, 2013.

DESCHRIJVER, G.; KERRE, E. Implicators based on binary aggregation operators in interval-valued fuzzy set theory. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.153, n.2, p.229–248, 2005.

DIMURO, G. P.; BEDREGAL, B. R. C. Archimedean overlap functions: The ordinal sum and the cancellation, idempotency and limiting properties. **Fuzzy Sets Syst.**, [S.l.], v.252, p.39–54, 2014.

DIMURO, G. P.; BEDREGAL, B. R. C.; SANTIAGO, R. H. N.; REISER, R. H. S. Interval additive generators of interval t-norms and interval t-conorms. **Inf. Sci.**, [S.l.], v.181, n.18, p.3898–3916, 2011.

DUBOIS, D.; PRADE, H. **Fundamentals of Fuzzy Sets**. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2000.

D'ALTERIO, P.; GARIBALDI, J. M.; JOHN, R. I.; WAGNER, C. Juzzy Constrained: Software for Constrained Interval Type-2 Fuzzy Sets and Systems in Java. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE), 2020., 2020. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2020. p.1–8.

FAN, X.; WEBER, W.-D.; BARROSO, L. A. Power Provisioning for a Warehouse-sized Computer. **SIGARCH Comput. Archit. News**, New York, NY, USA, v.35, n.2, p.13–23, June 2007.

FERDAUS, M. H.; MURSHED, M.; CALHEIROS, R. N.; BUYYA, R. Virtual machine consolidation in cloud data centers using ACO metaheuristic. In: EUROPEAN CONFERENCE ON PARALLEL PROCESSING, 2014. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014. p.306–317.

FODOR, J. C. On fuzzy implication operators. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.42, n.3, p.293–300, 1991.

FONT, J. M.; HÁJEK, P. On Łukasiewicz's four-valued modal logic. **Studia Logica**, [S.l.], v.70, n.2, p.157–182, 2002.

GEHRKE, M.; WALKER, C.; WALKER, E. Some Comments on Interval Valued Fuzzy Sets. **International Journal of Intelligent Systems**, [S.l.], v.11, n.10, p.751–759, 1996.

GHORBANZADEH, O. et al. A new GIS-based data mining technique using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and k-fold cross-validation approach for land subsidence susceptibility mapping. **Natural Hazards**, [S.l.], v.94, n.2, p.497–517, 2018.

GOURISARIA, M. K. et al. An Extensive review on cloud Computing. In: **Data Engineering and Communication Technology**. [S.l.]: Springer, 2020. p.53–78.

HAMDAQA, M.; TAHVILDARI, L. Cloud computing uncovered: a research landscape. In: **Advances in Computers**. [S.l.]: Elsevier, 2012. v.86, p.41–85.

HILTUNEN, M. A. et al. Mistral: Dynamically Managing Power, Performance, and Adaptation Cost in Cloud Infrastructures. In: IEEE 30TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON DISTRIBUTED COMPUTING SYSTEMS(ICDCS), 2010., 2010. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2010. v.00, p.62–73.

HUANG, J.; RI, M.; WU, D.; RI, S. Interval type-2 fuzzy logic modeling and control of a mobile two-wheeled inverted pendulum. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [S.l.], v.26, n.4, p.2030–2038, 2017.

HUSSEIN, S. R.; ALKABANI, Y.; MOHAMED, H. K. Green cloud computing: Data-centers power management policies and algorithms. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER ENGINEERING SYSTEMS (ICCES), 2014., 2014. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014. p.421–426.

JURIO, A. et al. Image magnification using interval information. **IEEE Transactions on Image Processing**, [S.l.], v.20, n.11, p.3112–3123, 2011.

KAHRAMAN, C.; ÖZTAYŞI, B.; ONAR, S. Çevik. A Comprehensive Literature Review of 50 Years of Fuzzy Set Theory. **International Journal of Computational Intelligence Systems**, [S.I.], v.9, n.sup1, p.3–24, 2016.

KEELE, S. et al. **Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering**. [S.I.]: Technical report, Ver. 2.3 EBSE Technical Report. EBSE, 2007.

KLEMENT, E.; MESIAR, R.; PAP, E. Triangular norms. Position paper I: basic analytical and algebraic properties. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.I.], v.143, n.1, p.5–26, 2004.

KLEMENT, E. P.; MESIAR, R.; PAP, E. **Triangular Norms**. Dordrecht: Kluwer Academic Publisher, 2000.

KLEMENT, E. P.; MESIAR, R.; PAP, E. **Triangular norms**. [S.I.]: Springer Science & Business Media, 2013. v.8.

KLIR, G. J. Developments in uncertainty-based information. **Advances in computers**, [S.I.], v.36, p.255–332, 1993.

KLIR, G. J. **Uncertainty and Information: Foundations of Generalized Information Theory**. [S.I.]: Wiley-Interscience Malden, USA, 2005.

KRUSE, R.; GEBHARDT, J.; KLAWONN, F. **Foundations of fuzzy systems**. [S.I.]: Wiley, 1994.

LONG, S. et al. A review of energy efficiency evaluation technologies in cloud data centers. **Energy and Buildings**, [S.I.], p.111848, 2022.

MAMDANI, E. H. Application of Fuzzy Logic to Approximate Reasoning Using Linguistic Synthesis. In: SIXTH INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON MULTIPLE-VALUED LOGIC, 1976, Los Alamitos, CA, USA. **Proceedings...** IEEE Computer Society Press, 1976. p.196–202. (MVL '76).

MAMDANI, E. H.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. **International journal of man-machine studies**, [S.I.], v.7, n.1, p.1–13, 1975.

MATZENAUER, M. et al. On admissible total orders for typical hesitant fuzzy consensus measures. **Int. J. Intell. Syst.**, [S.I.], v.37, n.1, p.264–286, 2022.

MELL, P.; GRANCE, T. et al. The NIST definition of cloud computing. , [S.I.], 2011.

MENDEL, J. M. Fuzzy sets for words: a new beginning. In: THE 12TH IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS, 2003. FUZZ'03., 2003. **Anais...** [S.I.: s.n.], 2003. v.1, p.37–42.

MENDEL, J. M. Type-2 fuzzy sets and systems: an overview. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, [S.l.], v.2, n.1, p.20–29, 2007.

MENDEL, J. M. On KM Algorithms for Solving Type-2 Fuzzy Set Problems. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [S.l.], v.21, n.3, p.426–446, 2013.

MINAS, L.; ELLISON, B. **Energy Efficiency for Information Technology**: How to Reduce Power Consumption in Servers and Data Centers. [S.l.]: Intel Press, 2009.

MO, H. et al. Footprint of uncertainty for type-2 fuzzy sets. **Information Sciences**, [S.l.], v.272, p.96–110, 2014.

MONIL, M. A. H.; RAHMAN, R. M. VM consolidation approach based on heuristics, fuzzy logic, and migration control. **Journal of Cloud Computing**, [S.l.], v.5, n.1, p.8, Jul 2016.

Monks, E. et al. Towards Interval-Valued Fuzzy Approach to Video Streaming Traffic Classification. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE 2022), 2022., 2022. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2022. p.1–8.

Moura, B. M. P. et al. Allocating Virtual Machines exploring Type-2 Fuzzy Logic and Admissible Orders. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE), 2019., 2019. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2019. p.1–6.

Moura, B. M. P. et al. Interval-valued Fuzzy Logic approach for overloaded hosts in consolidation of virtual machines in cloud computing. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.1, n.1, p.1–23, 2021. In Press.

MOURA, B. et al. Type-2 Fuzzy Logic Approach for Overloaded Hosts in Consolidation of Virtual Machines in Cloud Computing. In: CONFERENCE OF THE INTERNATIONAL FUZZY SYSTEMS ASSOCIATION AND THE EUROPEAN SOCIETY FOR FUZZY LOGIC AND TECHNOLOGY (EUSFLAT 2019), 2019., 2019/08. **Anais...** Atlantis Press, 2019/08.

NATHANI, A.; CHAUDHARY, S.; SOMANI, G. Policy based resource allocation in IaaS cloud. **Future Generation Computer Systems**, [S.l.], v.28, n.1, p.94–103, 2012.

ONTIVEROS-ROBLES, E.; MELIN, P. A hybrid design of shadowed type-2 fuzzy inference systems applied in diagnosis problems. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, [S.l.], v.86, p.43–55, 2019.

PALMEIRA, E. S.; BEDREGAL, B. R. C.; MESIAR, R.; FERNÁNDEZ, J. A new way to extend t-norms, t-conorms and negations. **Fuzzy Sets Syst.**, [S.l.], v.240, p.1–21, 2014.

PARK, K.; PAI, V. S. CoMon: A Mostly-scalable Monitoring System for PlanetLab. **SI-GOPS Oper. Syst. Rev.**, New York, NY, USA, v.40, n.1, p.65–74, 2006.

PEDRYCZ, W. An Introduction to Computing with Fuzzy Sets. **IEEE ASSP Magazine**, [S.l.], v.190, 2021.

PEKALA, B. **Uncertainty Data in Interval-Valued Fuzzy Set Theory - Properties, Algorithms and Applications**. [S.l.]: Springer, 2019. (Studies in Fuzziness and Soft Computing, v.367).

PENG, W.; LI, C.; ZHANG, G.; YI, J. Interval type-2 fuzzy logic based transmission power allocation strategy for lifetime maximization of WSNs. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, [S.l.], v.87, p.103269, 2020.

Pires, F. L.; Barán, B. Multi-objective Virtual Machine Placement with Service Level Agreement: A Memetic Algorithm Approach. In: IEEE/ACM 6TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON UTILITY AND CLOUD COMPUTING, 2013., 2013. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013. p.203–210.

POURGHAFARI, A.; BARARI, M.; SEDIGHIAN KASHI, S. An efficient method for allocating resources in a cloud computing environment with a load balancing approach. **Concurrency and Computation: Practice and Experience**, [S.l.], v.31, n.17, p.e5285, 2019. e5285 cpe.5285.

Prajapati, A. G.; Sharma, S. J.; Badgujar, V. S. All About Cloud: A Systematic Survey. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SMART CITY AND EMERGING TECHNOLOGY (ICSCET), 2018., 2018. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2018. p.1–6.

QIAO, J.; HU, B. Q. On interval additive generators of interval overlap functions and interval grouping functions. **Fuzzy Sets Syst.**, [S.l.], v.323, p.19–55, 2017.

RADA-VILELA, J. **The FuzzyLite Libraries for Fuzzy Logic Control**. Disponível em: <<https://fuzzylite.com/>>.

RAMEZANI, F.; Lu, J.; HUSSAIN, F. An online fuzzy Decision Support System for Resource Management in cloud environments. In: JOINT IFSA WORLD CONGRESS AND NAFIPS ANNUAL MEETING (IFSA/NAFIPS), 2013., 2013. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013. p.754–759.

RAMEZANI, F.; NADERPOUR, M.; LU, J. A multi-objective optimization model for virtual machine mapping in cloud data centres. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE), 2016., 2016. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.1259–1265.

REISER, R. H. S.; BEDREGAL, B. R. C. Correlation in Interval-Valued Atanassov's Intuitionistic Fuzzy Sets - Conjugate and Negation Operators. **International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems**, [S.l.], v.25, n.5, p.787–820, 2017.

REISER, R. H. S.; BEDREGAL, B. R. C.; REIS, G. A. A. dos. Interval-valued fuzzy coimplications and related dual interval-valued conjugate functions. **J. Comput. Syst. Sci.**, [S.l.], v.80, n.2, p.410–425, 2014.

ROSS, T. Classical Sets and Fuzzy Sets. **Fuzzy logic with engineering applications**, [S.l.], p.25–47, 2010.

ROSS, T. Classical Sets and Fuzzy Sets. **Fuzzy logic with engineering applications**, [S.l.], p.117–173, 2010.

ROSS, T. J. **Classical Relations and Fuzzy Relations**. [S.l.]: John Wiley Sons, Ltd, 2010. 48-88p.

ROSS, T. J. Properties of membership functions, fuzzification, and defuzzification. **Fuzzy logic with engineering applications**, [S.l.], p.89–116, 2010.

RUBIO, E. et al. An extension of the fuzzy possibilistic clustering algorithm using type-2 fuzzy logic techniques. **Advances in Fuzzy Systems**, [S.l.], v.2017, 2017.

SALIMIAN, L.; SAFI ESFAHANI, F.; NADIMI-SHAHRAKI, M.-H. An adaptive fuzzy threshold-based approach for energy and performance efficient consolidation of virtual machines. **Computing**, [S.l.], v.98, n.6, p.641–660, Jun 2016.

SANTANA, F.; BEDREGAL, B.; VIANA, P.; BUSTINCE, H. On admissible orders over closed subintervals of $[0,1]$. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.399, p.44–54, 2020. Fuzzy Intervals.

SANZ, J. A.; FERNANDEZ, A.; BUSTINCE, H.; HERRERA, F. IVTURS: A linguistic fuzzy rule-based classification system based on a new interval-valued fuzzy reasoning method with tuning and rule selection. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [S.l.], v.21, n.3, p.399–411, 2013.

SCHNEIDER, G. B.; MOURA, B. M. P.; YAMIN, A. C.; REISER, R. H. S. Int-FLBCC: Model for Load Balancing in Cloud Computing using Fuzzy Logic Type-2 and Admissible Orders. **RITA**, [S.l.], v.27, n.3, p.102–117, 2020.

SCHNEIDER, G. et al. Int-FLBCC: Exploring Fuzzy Consensus Measures via Penalty Functions. In: INFORMATION PROCESSING AND MANAGEMENT OF UNCERTAINTY IN KNOWLEDGE-BASED SYSTEMS, 2022, Cham. **Anais...** Springer International Publishing, 2022. p.434–447.

SEDDIKI, M.; PRADO, R. P. de; MUNOZ-EXPÓSITO, J. E.; GARCÍA-GALÁN, S. Fuzzy Rule-Based Systems for Optimizing Power Consumption in Data Centers. In: IMAGE PROCESSING AND COMMUNICATIONS CHALLENGES 5, 2014, Heidelberg. **Anais...** Springer International Publishing, 2014. p.301–308.

SHAW, I. S. **Controle e Modelagem Fuzzy**. [S.l.]: Edgard Blücher LTDA, 1999.

SHEHABI, A. et al. United states data center energy usage report. , [S.l.], 2016.

SIMMON, E. Evaluation of Cloud Computing Services Based on NIST SP 800-145. **NIST Spec. Publ**, [S.l.], v.500, p.322, 2018. Disponível em: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/SpecialPublications/NIST.SP.500-322.pdf> Acessado em: 25/11/2020.

SOLA, H. B. et al. Interval Type-2 Fuzzy Sets are Generalization of Interval-Valued Fuzzy Sets: Toward a Wider View on Their Relationship. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [S.l.], v.23, n.5, p.1876–1882, 2015.

SON, A. et al. Energy efficiency oriented migration scheme in cloud data center. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON CYBERNETICS AND COMPUTATIONAL INTELLIGENCE (CYBERNETICSCOM), 2017., 2017. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2017. p.108–113.

STARCZEWSKI, J. T. **Advanced Concepts in Fuzzy Logic and Systems with Membership Uncertainty**. [S.l.]: Springer, 2013. (Studies in Fuzziness and Soft Computing, v.284).

SUGENO, M. An introductory survey of fuzzy control. **Information sciences**, [S.l.], v.36, n.1-2, p.59–83, 1985.

TAKÁČ, Z. Inclusion and subsethood measure for interval-valued fuzzy sets and for continuous type-2 fuzzy sets. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.224, p.106–120, 2013.

TAKÁČ, Z. Aggregation of fuzzy truth values. **Information Sciences**, [S.l.], v.271, p.1–13, 2014.

TAKÁČ, Z. et al. Width-Based Interval-Valued Distances and Fuzzy Entropies. **IEEE Access**, [S.l.], v.7, p.14044–14057, 2019.

Takagi, T.; Sugeno, M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, [S.l.], v.SMC-15, n.1, p.116–132, Jan 1985.

THEIN, T.; MYO, M. M.; PARVIN, S.; GAWANMEH, A. Reinforcement learning based methodology for energy-efficient resource allocation in cloud data centers. **Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences**, [S.l.], 2018.

TOOSI, A. N.; BUYYA, R. A Fuzzy Logic-Based Controller for Cost and Energy Efficient Load Balancing in Geo-distributed Data Centers. In: IEEE/ACM 8TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON UTILITY AND CLOUD COMPUTING (UCC), 2015., 2015. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2015. p.186–194.

VON ALTROCK, C. **Fuzzy logic and neurofuzzy applications in business and finance**. [S.l.]: Prentice-Hall, Inc., 1996.

VOORSLUYS, W.; BROBERG, J.; VENUGOPAL, S.; BUYYA, R. Cost of Virtual Machine Live Migration in Clouds: A Performance Evaluation. In: CLOUD COMPUTING, 2009, Berlin, Heidelberg. **Anais...** Springer Berlin Heidelberg, 2009. p.254–265.

WAGNER, C. Juzzy - A Java based toolkit for Type-2 Fuzzy Logic. In: IEEE SYMPOSIUM ON ADVANCES IN TYPE-2 FUZZY LOGIC SYSTEMS (T2FUZZ), 2013., 2013. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2013. p.45–52.

Wagner, C.; Hagrais, H. Interpreting fuzzy set operations and Multi Level Agreement in a Computing with Words context. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS (FUZZ-IEEE 2011), 2011., 2011. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2011. p.2139–2146.

WU, D.; NIE, M. Comparison and practical implementation of type-reduction algorithms for type-2 fuzzy sets and systems. In: FUZZ-IEEE, 2011. **Anais...** IEEE, 2011. p.2131–2138.

WU, J.; LUO, M. Fixed points of involutive interval-valued negations. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.182, n.1, p.110–118, 2011. 70th Anniversary of Yingming Liu.

XU, Z.; YAGER, R. R. Some geometric aggregation operators based on intuitionistic fuzzy sets. **International journal of general systems**, [S.l.], v.35, n.4, p.417–433, 2006.

YAGER, R. R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. **IEEE Transactions on systems, Man, and Cybernetics**, [S.l.], v.18, n.1, p.183–190, 1988.

YAGER, R. R.; FILEV, D. P. Parameterized and-uke and or-like owa operators. **International Journal of General System**, [S.l.], v.22, n.3, p.297–316, 1994.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and control**, [S.l.], v.8, n.3, p.338–353, 1965.

ZADEH, L. A. Outline Of A New Approach To The Analysis Of Complex Systems And Decision Processes. **Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on**, [S.l.], n.1, p.28–44, 1973.

ZADEH, L. A. Fuzzy logic and approximate reasoning. **Synthese**, [S.l.], v.30, n.3-4, p.407–428, 1975.

ZADEH, L. A. Fuzzy logic, neural networks, and soft computing. **Communications of the ACM**, [S.l.], v.37, n.3, p.77–84, 1994.

ZANOTELLI, R.; MOURA, B.; REISER, R.; BEDREGAL, B. On the Residuation Principle of n -dimensional R-implications. **Soft Computing**, [S.l.], v.24, n.13, p.9339–9350, 2022.

ZAPATA, H. et al. Interval-valued implications and interval-valued strong equality index with admissible orders. **International Journal of Approximate Reasoning**, [S.l.], v.88, p.91–109, 2017.

ZHAI, D.; MENDEL, J. M. Uncertainty measures for general type-2 fuzzy sets. **Information Sciences**, [S.l.], v.181, n.3, p.503–518, 2011.

ZHANG, Q.; CHENG, L.; BOUTABA, R. Cloud computing: state-of-the-art and research challenges. **Journal of Internet Services and Applications**, [S.l.], v.1, n.1, p.7–18, May 2010.