

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



Dissertação

**Ranqueamento de Recursos em IoT: Uma Abordagem Explorando Análise de
Consenso Fuzzy**

Amanda Argou Cardozo

Pelotas, 2020

Amanda Argou Cardozo

**Ranqueamento de Recursos em IoT: Uma Abordagem Explorando Análise de
Consenso Fuzzy**

Dissertação 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 Mestre em Ciência da Computação.

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

Pelotas, 2020

Universidade Federal de Pelotas / Sistema de Bibliotecas
Catalogação na Publicação

C268r Cardozo, Amanda Argou

Ranqueamento de recursos em IoT : uma abordagem explorando análise de Consenso Fuzzy / Amanda Argou Cardozo ; Renata Hax Sander Reiser, orientadora ; Adenauer Corrêa Yamin, coorientador. — Pelotas, 2020.
94 f. : il.

Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós-Graduação em Computação, Centro de Desenvolvimento Tecnológico, Universidade Federal de Pelotas, 2020.

1. Internet das coisas. 2. Classificação de recursos. 3. Lógica Fuzzy. 4. Lógica Fuzzy tipo-2. 5. Medidas de Consenso Fuzzy. I. Reiser, Renata Hax Sander, orient. II. Yamin, Adenauer Corrêa, coorient. III. Título.

CDD : 005

Amanda Argou Cardozo

**Ranqueamento de Recursos em IoT: Uma Abordagem Explorando Análise de
Consenso Fuzzy**

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

Data da Defesa: 12 de março de 2020

Banca Examinadora:

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

Prof. Dr. Adenauer Corrêa Yamin
Doutor em Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Profa. Dra. Ana Marilza Pernas Fleischmann
Doutora em Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Prof. Dr. Benjamin Rene Callejas Bedregal
Doutor em Ciências da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco.

Profa. Dra. Helida Salles Santos
Doutora em Sistemas e Computação pela Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

Dedico esta, bem como todas as minhas demais conquistas, aos meus amados pais Maria Marley e Luiz Carlos e minha irmã Isadora... que falta vocês me fazem!!!

AGRADECIMENTOS

Engana-se quem acredita que aqui materializa-se um trabalho individual. A totalidade das páginas dessa dissertação não comporta o volume de trabalho coletivo realizado ao longo dessa jornada, tão pouco a gratidão que tenho por cada pessoa que contribuiu direta e indiretamente para a realização desse mestrado e para que eu pudesse estar escrevendo estas palavras.

Primeiro, aos professores Renata Reiser e Adenauer Yamin, por sua amizade, generosidade, conhecimento e carinho a mim proporcionados. Agradeço o privilégio de ter sido orientada por vocês. Tenho certeza que esse ciclo não teria se concluído sem a sempre presente confiança, apoio e a quase materna compreensão de vocês. Não consigo colocar em palavras o apreço e a gratidão que tenho por vocês.

Ao professor e colega de Programa Renato Dilli, por sua generosidade, sabedoria, humildade e amizade. Agradeço a sorte de tê-lo presente na minha vida acadêmica desde o curso técnico, a qual tive a honra de novamente partilhar o convívio diário e as discussões que nortearam este mestrado.

Ao meu companheiro, Vilnei, por sempre fornecer constante incentivo nas minhas realizações e por, acima de tudo, partilhar do seu amor e amizade nesses mais de 16 anos de vida juntos, cheios de desafios e conquistas.

Aos meus pais, em memória, por sempre me incentivarem e acreditarem que eu seria capaz de superar os obstáculos que a vida me apresentou.

A minha irmã por ser minha escudeira, meu braço forte e minha família.

Aos meus grandes amigos e companheiros de vida acadêmica, Eduardo, Ibero, Jerônimo, Rodrigo Moura, Rodrigo Duarte, Vilnei, por seu incentivo quase diário, expresso no "E aí? Tá pronto. Vai dar tudo certo", pelo companheirismo das várias horas no laboratório, em uma intensa produção intelectual e muitas vezes filosófica e pelos sempre oportunos momentos de descontração.

Aos demais colegas e parceiros do LUPS, pela alegria e leveza do convívio diário que esse grupo sempre proporcionou.

A todos os colegas de trabalho e demais integrantes da Pró-Reitoria de Gestão da Informação, pelo apoio e convívio diário. Especialmente, a Coordenação de Sistemas

de Informação da Universidade Federal de Pelotas, por sua atenção e sensibilidade, oportunizando apoio, incentivo e tempo necessário para o desenvolvimento de minha qualificação profissional enquanto servidora pública.

Por fim, ao Programa de Pós-Graduação em Computação e a Universidade Federal de Pelotas, pela oportunidade de buscar e contribuir com o conhecimento, oportunidade a mim proporcionada por meio um ensino superior público e de qualidade.

“Pela maior parte da História, ‘anônimo’ foi uma mulher”.
— VIRGINIA WOOLF

RESUMO

CARDOZO, Amanda Argou. **Ranqueamento de Recursos em IoT: Uma Abordagem Explorando Análise de Consenso Fuzzy**. Orientadora: Renata Hax Sander Reiser. 2020. 94 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Centro de Desenvolvimento Tecnológico, Universidade Federal de Pelotas, Pelotas, 2020.

A Internet das Coisas (IoT) é um paradigma de computação distribuída cujo crescimento tem atraído atenção tanto pela oportunidade de um novo impacto na economia digital quanto pelas potenciais frentes de pesquisas a serem exploradas. Esse fenômeno é impulsionado pela crescente oferta de recursos conectados à Internet e trás consigo, uma maior complexidade em suas operações, especialmente nos procedimentos para descoberta, classificação e seleção de adequados recursos atendendo às demandas do cliente. A seleção adequada de serviços, considerando a disponibilidade de um grande número de serviços aptos a atendê-lo e cuja disponibilidade pode se alterar ao longo do tempo, compreende o escopo deste trabalho. A especificação das preferências do cliente envolve imprecisões e incertezas na especificação do grau de relevância dos atributos de qualidade dos diferentes recursos, pois depende de conhecimento e experiência anteriores para definição mais adequada de parâmetros, como escalas de medição. Este trabalho tem como objetivo abordar as incertezas na especificação e processamento das preferências do cliente ao classificar um conjunto de recursos na IoT. Para tal propõe-se, a definição de medidas de consenso fuzzy e medidas de consenso sobre conjuntos fuzzy, ambas baseadas em relações de equivalência estritas e em agregações como média aritmética e média exponencial. O modelo EXEHDA-RR colabora com a descoberta e classificação de recursos na IoT, considerando não apenas atributos não funcionais de Qualidade de Serviço (QoS), mas também alta escalabilidade de recursos. A proposta se destaca na classificação de recursos da IoT, explorando o tratamento da incerteza no processamento de preferências usando ambas abordagens da lógica fuzzy: T1FL e T2FL. Além disso, cenários que contêm simulações de solicitação de recursos que aplicam diferentes preferências do cliente podem ser demonstrados nas funcionalidades EXEHDA-RR. Os principais resultados obtidos são apresentados, ajustando a seleção dos recursos mais relevantes de acordo com as preferências especificadas em termos linguísticos para cada atributo de QoS. Nesta perspectiva, diversos trabalhos relacionados à aplicação de medidas de consenso fuzzy também foram avaliados.

Palavras-chave: Internet das Coisas. Classificação de Recursos. Lógica Fuzzy. Lógica Fuzzy Tipo-2. Medidas de Consenso Fuzzy.

ABSTRACT

CARDOZO, Amanda Argou. **IoT Resource Ranking: An Approach Exploring Fuzzy Consensus Analysis**. Advisor: Renata Hax Sander Reiser. 2020. 94 f. Dissertation (Masters in Computer Science) – Technology Development Center, Federal University of Pelotas, Pelotas, 2020.

The Internet of Things (IoT) is a distributed computing paradigm whose growth has attracted attention both for the opportunity for a new impact on the digital economy and for the potential research fronts to be explored. This phenomenon is driven by the growing supply of resources connected to the Internet and brings with it a greater complexity in its operations, especially in the procedures for discovering, classifying and selecting suitable resources to meet customer demands. The proper selection of services, considering the availability of a large number of services able to serve you and whose availability may change over time, comprises the scope of this work. Specifying customer preferences is huge task involving inaccuracies and uncertainties, depending on previous knowledge and experience for the correct parameter definitions as measurement scales. This article aims to address the uncertainties in specifying and processing customer preferences when classifying a set of resources on the IoT. For this purpose, both definitions of fuzzy consensus measures and consensus measures on fuzzy sets are presented basing on strict equivalence relations and on aggregations as arithmetic and exponential means. The EXEHDA-RR model collaborates with the discovery and classification of resources in the IoT, considering not only non-functional attributes of QoS but also high scalability of resources. The proposal stands out in the classification of IoT resources, exploring the treatment of uncertainty in processing preferences using both fuzzy logic approaches: T1FL and T2FL. In addition, scenarios containing resource request simulations and applying different customer preferences can be demonstrated in the EXEHDA-RR resources. The main results obtained are presented, adjusting the selection of the most relevant resources according to the preferences specified in linguistic terms for each QoS attribute.

Keywords: Internet of Things. Resources Classification. Fuzzy Logic. Type-2 Fuzzy Logic. Consensus Measures Fuzzy.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Dispositivos Conectados à IoT por Pessoa	26
Figura 2	Dispositivos Conectados à IoT	27
Figura 3	Definição de Internet das Coisas	29
Figura 4	Dimensão de um Cenário IoT	31
Figura 5	Módulos de um Sistema Fuzzy	43
Figura 6	Função de Pertinência de Conjunto Fuzzy Trapezoidal tipo-2	44
Figura 7	FOU e Funções de Pertinência Superior e Inferior	45
Figura 8	Função de Pertinência de Conjunto Fuzzy Triangular tipo-2 Intervalar	46
Figura 9	Módulo Geral de um Sistema Fuzzy tipo-2	46
Figura 10	Representação gráfica dos Conjuntos Fuzzy de entrada e saída	62
Figura 11	Números Fuzzy para Atributos RT, TH e AV: Alto, Médio e Baixo.	65
Figura 12	Números Fuzzy para Atributo de Saída Peso.	66
Figura 13	Números Fuzzy Tipo-2 para Atributos RT, TH e AV	68
Figura 14	Números Fuzzy Tipo-2 para Atributo Peso	69
Figura 15	Regras de inferência para SFT1 e SFT2	74
Figura 16	Sistema Baseado em Regras Fuzzy Tipo-2	80
Figura 17	Resultado da Classificação com Preferência ABM	82
Figura 18	Ranking do Classificador Fuzzy Considerando Preferências de Cliente	83

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Atributos selecionados do dataset QWS	62
Tabela 2	Relevância das entradas	62
Tabela 3	Relevância da saída	62
Tabela 4	Análise do $\mathcal{C}_{exp,fmod}$ e $\mathcal{CC}_{exp,fmod}$ para os atributos RT, AV e TH	71
Tabela 5	Análise dos operadores $\mathcal{C}_{exp,fmod}$ e $\mathcal{CC}_{AM,fmod}$ para o atributo Peso . .	72
Tabela 6	Análise do $\mathcal{C}_{AM,fexp}$ para os atributos RT, AV e TH	72
Tabela 7	Análise do $\mathcal{C}_{AM,fexp}$ e $\mathcal{CC}_{AM,fexp}$ para o atributo Peso	72
Tabela 8	Classificador fuzzy - preferência de cliente BAM	74
Tabela 9	Classificador fuzzy - preferência de cliente BAB	74
Tabela 10	Classificador fuzzy - preferência de cliente MAM	75
Tabela 11	Classificador fuzzy - preferência de cliente ABB	75
Tabela 12	Classificador fuzzy - preferência de cliente AAB	75
Tabela 13	Classificador fuzzy - preferência de cliente MBA	76
Tabela 14	Classificador fuzzy - preferência de cliente ABM	76
Tabela 15	Classificador fuzzy - preferência de cliente AMB	76
Tabela 16	Seleção de trabalhos	77
Tabela 17	Comparação dos trabalhos relacionados	79
Tabela 18	Recursos do dataset normalizados	81
Tabela 19	Classificação com preferências - AAA, BMA, BAB e MAM	81
Tabela 20	Classificação com preferências - ABB, AAB, MBA e ABM	82
Tabela 21	Classificação considerando todas preferências de cliente	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
AF	<i>Função de Agregação</i>
AV	<i>Availability</i>
CF	<i>Controlador Fuzzy</i>
CoT	<i>Cloud of Things</i>
EAF	<i>Função de Agregação Estendida</i>
EF	<i>Função de Equivalência</i>
EXEHDA	<i>Execution Environment for Highly Distributed Applications</i>
EXEHDA-RR	<i>EXEHDA Resource Ranking</i>
FOU	<i>Footprint of Uncertainty</i>
GDM	<i>Group Decision Making</i>
IoT	<i>Internet of Things</i>
LF	<i>Lógica Fuzzy</i>
LFT1	<i>Lógica Fuzzy Tipo-1</i>
LFT2	<i>Lógica Fuzzy Tipo-2</i>
MSMCDM	<i>Multiple Specialists, Multiple Criteria in Making Decision Problems</i>
QoS	<i>Quality of Services</i>
QWS	<i>Quality of Web Service</i>
REF	<i>Função de Equivalência Restrita</i>
RFID	<i>Radio Frequency Identification</i>
RT	<i>Response Time</i>
SBRFT1	<i>Sistemas Baseados em Regras Fuzzy Tipo-1</i>
SBRFT2	<i>Sistemas Baseados em Regras Fuzzy Tipo-2</i>
TH	<i>Throughput</i>
TOPSIS	<i>Technique for Order of Preferences by Similarity to Ideal Solution</i>
UPC	<i>Universal Product Code</i>

URI	<i>Uniform Resource Identifier</i>
VL	<i>Variáveis Linguísticas</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

AM	<i>Função de Agregação Média Aritmética</i>
$Aut(U)$	<i>Conjunto de Todos os Automorfismos</i>
C	<i>Função de Medida de Consenso</i>
$C_{A,f}$	<i>Medida de Consenso via Função de Equivalência Restrita e Agregação Estendida</i>
C_f	<i>Medida de Consenso via Função de Equivalência Restrita</i>
C^ϕ	<i>Medida de Consenso Conjugada</i>
$\exp_\alpha$	<i>Função de Agregação Média Exponencial</i>
f	<i>Função</i>
id_U	<i>Função Identidade</i>
$y = \max(x, y)$	<i>Máximo</i>
$y = \min(x, y)$	<i>Mínimo</i>
$\mu_A(u)$	<i>Grau de Pertinência do Elemento u</i>
ϕ	<i>Automorfismo</i>
ϕ^{-1}	<i>Automorfismo Inverso</i>
$U \rightarrow U$	<i>Função Bijetiva</i>
X	<i>Conjunto Fuzzy</i>
χ	<i>Conjunto Universo</i>
$N : [0, 1$	$\rightarrow [0, 1]]$ <i>Negação Fuzzy</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Objetivos	19
1.2	Desafios da Proposta	20
1.2.1	Concepção de Modelo Fuzzy para Classificação de Recursos na <i>IoT</i>	20
1.2.2	Modelagem de Consenso na Seleção de Recursos na <i>IoT</i>	21
1.3	Estrutura do Texto	23
2	INTERNET DAS COISAS	24
2.1	Consolidação da Internet das Coisas	26
2.2	Visões Associadas à Internet das Coisas	28
2.3	Desafios em Ambientes Típicos da Internet das Coisas	29
2.4	Qualidade de Serviço	32
3	TEORIA DOS CONJUNTOS FUZZY	35
3.1	Lógica Fuzzy Tipo-1	35
3.1.1	Definição de Conjuntos fuzzy	36
3.1.2	Operadores de Conjugação	36
3.1.3	Conectivos da Lógica Fuzzy - T1FL	37
3.1.4	Funções de Equivalência Restritas	39
3.1.5	Sistemas Baseados em Regras Fuzzy Tipo-1	42
3.2	Lógica Fuzzy Tipo-2	44
3.2.1	Definição de Conjuntos Fuzzy Tipo-2	44
3.2.2	Sistemas Baseados em Regras Fuzzy Tipo-2	46
4	MEDIDAS DE CONSENSO FUZZY	48
4.1	Definição de Medidas de Consenso Fuzzy	48
4.2	Propriedades de Medidas de Consenso Fuzzy	50
4.2.1	Somas Convexas de Medidas de Consenso Fuzzy	50
4.2.2	Conjugação e Operadores de Medidas Fuzzy	51
4.3	Medidas de Consenso via Funções de Equivalência Restritas	51
5	MEDIDAS DE CONSENSO DE CONJUNTOS FUZZY	55
5.1	Definição Axiomática	56
5.2	Caracterização de Medidas de Consenso de Conjuntos Fuzzy	56
5.3	Somas Convexas de Medidas de Consenso em conjuntos fuzzy	58

6	MODELAGEM DO CONTROLADOR FUZZY EXEHDA-RR	61
6.1	Estruturação dos Conjuntos Fuzzy e Análise de Consenso	61
6.2	EXEHDA-RR: Modelo T1FL	63
6.2.1	EXEHDA-RR T1FL: Definição e Representação dos Conjuntos Fuzzy .	63
6.2.2	T1FL EXEHDA-RR: Análise do Consenso Fuzzy	66
6.3	EXEHDA-RR: Modelo T2FL	67
6.3.1	Definição dos Conjuntos Fuzzy Tipo-2	67
6.3.2	EXEHDA-RR T2FL: Análise do Consenso Fuzzy	70
6.4	Normalização dos Atributos do <i>Dataset</i>	72
6.5	Geração das Regras de Inferência Fuzzy do Modelo	73
6.6	Trabalhos Relacionados	76
7	VALIDAÇÃO DA PROPOSTA EXEHDA-RR	80
8	CONSIDERAÇÕES FINAIS	85
8.1	Principais Contribuições	85
8.2	Publicações Realizadas	86
8.3	Trabalhos Futuros	87
	REFERÊNCIAS	88

1 INTRODUÇÃO

Atualmente estima-se que ao redor de 27 bilhões de coisas estão conectadas à Internet, com a previsão deste número crescer para no mínimo 125 bilhões até 2030 (IHS Markit, 2017).

Na *Internet of Things (IoT)*, considera-se um cenário onde objetos inteligentes ou coisas possuem a capacidade de se comunicar e transferir dados através da Internet com o mínimo de intervenção humana.

Considerando o perfil arquitetural da infraestrutura da *IoT*, desde etapas como modelagem, passando pela manipulação e aplicação de dados até alcançar uma interpretação de ações sobre as quais se apoia uma tomada de decisão para alcançar um resultado, devem-se considerar várias formas de incertezas associadas a processos na *IoT*.

Considerando sobretudo o perfil operacional da infraestrutura da *IoT*, uma proposta de classificação de recursos deve considerar tanto os requisitos funcionais como aqueles não-funcionais. Enquanto os requisitos funcionais definem aquilo que o serviço deverá oferecer, os requisitos não-funcionais, em particular, aqueles relacionados à Qualidade de Serviço (QoS), especificam expectativas operacionais dos serviços, definindo, por exemplo, o tempo necessário para um serviço responder (tempo de resposta) e/ou a porcentagem de tempo que um serviço permanece funcionando (disponibilidade) e/ou precisão (KHUTADE; PHALNIKAR, 2014). A utilização de parâmetros não-funcionais de QoS nos serviços oferecidos pelos recursos desempenha um papel importante na sua classificação. Os requisitos não-funcionais dos usuários devem ser explicitamente expressados para ajudar na escolha de um serviço que melhor possa atendê-lo.

Integrando soluções que gerenciam os perfis descritos nos parágrafos anteriores, o trabalho desenvolvido na dissertação tem como escopo ranquear o recurso mais apropriado entre uma relação de recursos aptos. Considerando um cenário de elevada escalabilidade, típico da *IoT*, explorando a lógica fuzzy (LF) na modelagem das incertezas associadas às funções que definem os atributos de QoS. Modelando as preferências do cliente e as computações nos processos de ranqueamento e seleção

destes recursos.

Assim, as metas do trabalho são norteados pelos objetivos definidos logo a seguir.

1.1 Objetivos

O objetivo central da Dissertação é a concepção de uma abordagem que irá explorar as premissas e extensões da Lógica Fuzzy, considerando as incertezas do cliente na especificação de suas preferências, aplicada à necessidade de classificar e selecionar o recurso mais apropriado entre uma relação de recursos aptos em um cenário de elevada escalabilidade na *IoT*.

Desta forma, o esforço de estudo a ser desenvolvido na dissertação irá contribuir com duas relevantes abordagens de pesquisa:

- Na abordagem teórica, o trabalho visa aprofundar estudos dos conectivos/operadores da lógica fuzzy (T1FL) e extensões (LF2T), focando em propriedades de medidas de consenso fuzzy e introduzindo o conceito formal de medidas de consenso de conjuntos fuzzy; e ainda,
- Na concepção e consolidação da proposta de classificação de recursos do denominado EXEHDA-RR (Resource Ranking) - a ser integrado ao serviço de descoberta de recursos do *middleware* EXEHDA, contribuindo tanto na análise de consenso como na modelagem do sistema de controle e classificação, ambos baseados na abordagem multi-valorada da lógica fuzzy.

Este objetivo geral pressupõe os seguintes objetivos específicos:

- Identificar nos trabalhos atuais da área as principais técnicas utilizadas no processo de ranqueamento de recursos, tratamento da incerteza, preferências do cliente e escalabilidade.
- Estudar os fundamentos relacionados à lógica fuzzy Tipo-2 suas definições, conectivos, agregadores, problemas envolvendo multicritérios e múltiplos especialistas;
- Estudar os fundamentos relacionados à medidas de consenso fuzzy, técnicas e aplicações;
- Modelar funções fuzzy capazes de representar as variáveis com base na experiência de especialistas;
- Propor técnicas para resolver a incerteza gerada por divergências dos especialistas explorando estratégias de Medidas de Consenso Fuzzy;

- Conceber um sistema fuzzy capaz de classificar os recursos com base na experiência de especialistas;
- Avaliar o sistema fuzzy proposto para processo de classificação com a utilização de recursos obtidos por meio de *datasets*. Como exemplo o Dataset QWS, recurso já utilizado no trabalho realizado até o momento.

1.2 Desafios da Proposta

Importante ressaltar, que o escopo de estudo e pesquisa desta Proposta de Dissertação está alinhado com Tese de Doutorado em andamento no PPGC/UFPel, a qual irá se valer da abordagem proposta, para realizar ranqueamento de recursos descobertos.

E assim, neste contexto, diversos desafios surgem para alcançar os objetivos previamente descritos.

1.2.1 Concepção de Modelo Fuzzy para Classificação de Recursos na *IoT*

Dentre as distintas interpretações para incertezas na seleção de recursos da *IoT*, apresentam-se as duas consideradas neste trabalho e descritas logo a seguir.

1.2.1.1 Abordagem Lógica Baseada em Conjuntos Fuzzy (T1FL)

Introduzida por Zadeh (ZADEH, 1965), a T1FL é capaz de expressar numericamente informações ambíguas, incertas ou vagas, descritas através de uma linguagem natural auxiliando na modelagem da habilidade humana para tomada de decisões.

A adequação de substituições versus critérios e o peso de significância de critérios, são avaliados em termos de valores linguísticos representados por números fuzzy. No conjunto fuzzy, as variáveis linguísticas (VL) são usadas para descrever termos difusos que mapeiam variáveis linguísticas para variáveis numéricas. Os valores de verdade da lógica booleana são substituídos com sub-intervalos fechados de $[0,1]$ no processo de tomada de decisão (ALABOOL; MAHMOOD, 2013).

Assim, matematicamente, um conjunto é definido como uma coleção finita, infinita, ou contável infinita de elementos. Em cada caso, cada elemento é um membro do conjunto ou não. No entanto, em sistemas fuzzy, o elemento pode estar parcialmente dentro ou fora do conjunto. Assim, a resposta à pergunta: “*x* é membro de um conjunto *A*” nem sempre tem uma resposta definitiva, como verdadeiro ou falso.

O emprego de Lógica Fuzzy (LF) deve-se a sua capacidade de lidar com incertezas quando comparada com a abordagem clássica. A LF apresenta uma abordagem formal para as incertezas inerentes ao raciocínio e ao conhecimento humano de forma mais flexível, facilitando o uso, aplicação e interpretação dos dados de sistemas complexos com a seleção de recursos na *IoT*. (GOMIDE; GUDWIN; TANSCHKEIT, 1988).

1.2.1.2 Abordagem Lógica Baseada em Conjuntos Fuzzy Tipo-2 (T2FL)

A Teoria dos Conjuntos Fuzzy Tipo-2 foi introduzida por Zadeh em 1975 como uma extensão da teoria dos conjuntos Fuzzy (Tipo-1), contornando o problema recorrente de insuficiência da Lógica Fuzzy em modelar as incertezas inerentes à definição das funções de pertinência dos antecedentes e consequentes em sistemas de inferência Fuzzy (MENDEL, 2014).

Nesta nova e abrangente abordagem, um conjunto Fuzzy do Tipo-2 permite incorporar a incerteza sobre a função de pertinência. Além disso, de forma mais significativa, esta abordagem contribui com a generalização da teoria dos conjuntos fuzzy, pois, se não há ocorrência de incerteza, então um conjunto fuzzy do Tipo-2 se reduz a um conjunto fuzzy do Tipo-1 (DALALAH; HAYAJNEH; BATIEHA, 2011).

1.2.2 Modelagem de Consenso na Seleção de Recursos na IoT

Esta proposta de pesquisa considera a abordagem de consenso fuzzy e introduz também a nova abordagem de consenso sobre conjuntos fuzzy. Esta última, potencializa a aplicação de consenso sobre todos os conjuntos fuzzy modelados no sistema, e não apenas sobre dados (valores fuzzy) manipulados durante computações no sistema. Em (RAZAVI HAJIAGHA et al., 2015), tem-se uma análise dos conjuntos fuzzy graficamente representados por funções do tipo trapezoidal.

A tomada de decisão é um processo comum na vida cotidiana, caracterizado pela existência de várias alternativas e pela necessidade de decidir quais são as melhores escolhas para solução de problemas de tomada de decisão em grupo (GDM - *Group Decision Making*), nos quais vários indivíduos ou especialistas com diferentes pontos de vista participam de um problema de decisão com o objetivo de alcançar uma solução comum (ZHANG; YANG, 2016). Neste contexto, ocorrem frequentemente em muitas organizações atualmente (LU et al., 2009a; KACPRZYK; NURMI, 1998) e ainda, problemas de decisão ocorrem em diferentes ambientes incertos.

A dificuldade de lidar com a incerteza de natureza possivelmente não probabilística é causada principalmente pela ambiguidade e/ou indeterminação das informações, caracterizam as dificuldades dos especialistas em expressar suas preferências sobre alternativas por meio de domínios de informação (ZADEH, 1999).

Segundo Palomares (2014), os problemas de GDM foram resolvidos tradicionalmente aplicando um processo de seleção de alternativa, no qual as preferências de cada especialista sobre as alternativas são reunidas e a melhor alternativa ou subconjunto de alternativas é escolhido. Os especialistas discutem e modificam suas preferências, frequentemente coordenados por um moderador humano, aproximando suas opiniões, com o objetivo de aumentar o nível de concordância no grupo.

O grau completo ou parcial de concordância no grupo, obtendo unanimidade ou não, introduz noções mais flexíveis de consenso em que diferentes graus parciais de

concordância podem ser obtidos (IZADIKHAH; SAEIDIFAR; ROOSTAEE, 2014).

Modelos para consenso fuzzy contemplam variedades de características, como:

- (i) o tipo de medidas consensuais utilizadas para determinar o nível de concordância, com base na fusão de informações sobre as preferências dos especialistas (BRUNELLI; FEDRIZZI; FEDRIZZI, 2014),
- (ii) o uso de diferentes mecanismos para orientar o processo de discussão (MATA; MARTÍNEZ-LÓPEZ; HERRERA-VIDEIRA, 2009), ou
- (iii) o tipo de estruturas de preferência (por exemplo, relações de preferência, ordenação de preferências, vetores de utilidade, etc. (HERRERA-VIDEIRA; HERRERA; CHICLANA, 2002))
- (iv) os domínios de informação (por exemplo, informações numéricas ou linguísticas, entre tantas outras, são usados por especialistas para expressar suas preferências sobre alternativas (PARREIRAS; EKEL; JR., 2012)).

Além disso, alguns modelos estão focados em problemas de múltiplos critérios GDM (MCGDM) (PARREIRAS; EKEL; JR., 2012), (FU; YANG, 2010), nos quais abordagens de fusão de informações são frequentemente utilizadas para combinar preferências avaliadas de acordo com vários critérios, enquanto outros modelos foram definidos para lidar com um tipo particular de problemas de decisão na vida real (PALOMARES et al., 2014).

Dada esta variedade de modelos de consenso existentes, alguns desafios ainda estão presentes nesta área de pesquisa, tais como:

- (i) **o grande número de modelos de consenso** existentes na literatura e sua relação com tipos específicos de problema de GDM;
- (ii) **a falta de um quadro de referência** para o estudo prático de modelos de consenso, que dificulta a análise de suas principais características, suas vantagens e fraquezas, bem como as comparações;
- (iii) **a definição formal para medidas de consenso sobre conjuntos fuzzy** viabilizando uma análise de propriedades abrangente, não restritas a valores fuzzy específicos mas a todo os valores do sistema fuzzy.

Neste trabalho de pesquisa, apresentam-se alternativas contextualizadas no terceiro dos desafios de pesquisa descritos acima, introduzindo uma medida de consenso que contribui para uma avaliação/comparação de todos os conjuntos fuzzy considerados na modelagem de sistemas para solução de problemas em GDM.

Este caso de estudo da abordagem de consenso fuzzy é aplicado para comparação dos conjuntos fuzzy que definem as funções de pertinência para sistemas fuzzy dos modelos EXEHDA-RR T1FL e EXEHDA-RR LFT2.

No caso da análise de consenso de conjuntos fuzzy para EXEHDA-RR LFT2, concebido sendo os fundamentos da Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente, busca-se comparar valores fuzzy e conjuntos fuzzy referentes às funções de pertinência superior e inferior que modelam as manchas de incerteza no processo de fuzzificação do EXEHDA-RR LFT2.

E ainda, analisar os resultados considerando as funções de pertinência do modelo simplificado do EXEHDA-RR T1FL.

1.3 Estrutura do Texto

O presente trabalho está organizado em oito capítulos. No Capítulo 1, esta introdução é realizada a apresentação das principais ideias que fundamentam este trabalho: Internet das Coisas, Classificação de Recursos, Lógica Fuzzy e Consenso. Nele, ainda estão elencados os Objetivos e os Desafios da Proposta. O Capítulo 2 apresenta a fundamentação teórica sobre Internet das Coisas e Qualidade de Serviços. No capítulo 3, busca-se fornecer uma visão geral sobre os fundamentos e conceitos que guiam o trabalho desenvolvido nesta dissertação, organizados em dois eixos: Lógica Fuzzy Tipo-1 e Lógica Fuzzy Tipo-2. Nele são apresentados os conceitos sobre Conjuntos Fuzzy, Operadores de Conjunção, Conectivos, Funções de Equivalência Restritas e Sistemas Baseados em Regras Fuzzy. O Capítulo 4 apresenta Medidas de Consenso Fuzzy, suas propriedades e medidas de consenso baseadas em funções de agregações e funções de equivalência restritas. Já o Capítulo 5 discorre sobre Medidas de Consenso de Conjuntos Fuzzy, estendendo propriedades, como definição, caracterização e somas convexas. No sexto capítulo, apresenta-se a materialização dos esforços de pesquisa junto ao *Laboratory of Ubiquitous and Parallel Systems* (LUPS) realizados durante o desenvolvimento desta dissertação de mestrado. Essa materialização é caracterizada por meio da modelagem do Controlador Fuzzy EXEHDA-RR, na concepção dos modelos EXEHDA-RR T1FL e EXEHDA-RR T2FL, e a análise de consenso para ambos. Assim como, discute brevemente sobre os trabalhos relacionados avaliados pelo grupo de pesquisa. No Capítulo 7 são expostos os principais aspectos de validação da proposta EXEHDA-RR, bem como os pontos relacionados à elaboração do processo de realização de teste de suas funcionalidades e a avaliação dos resultados obtidos após a execução dos mesmos. O Capítulo 8o encerra o presente trabalho apresentando as considerações finais, as quais compreendem as principais conclusões sobre o tema estudado.

2 INTERNET DAS COISAS

A Internet passou por cinco fases, segundo Perera (2017). A primeira fase surge no final dos anos 1960, com a possibilidade de comunicação entre dois computadores através de uma rede de computadores. No início dos anos 80 inicia a segunda fase com a criação da pilha de protocolos TCP/IP e mais tarde, em 1991, com a World Wide Web (WWW), a Internet se torna popular, o que estimula seu rápido crescimento. A terceira fase se caracteriza pelo surgimento de dispositivos móveis com razoável capacidade de processamento. Já na quarta fase, os usuários começam a estabelecer identidades virtuais em redes sociais, passando a trocar informações entre si. Por fim, a Internet ruma em direção a Internet das Coisas, do inglês *Internet of Things* - IoT, que contempla a comunicação entre quaisquer objetos por intermédio da Internet

A IoT aponta para um cenário no qual objetos inteligentes ou coisas (como tags RFID - Radio Frequency Identification, sensores, atuadores, etc.) possuem a capacidade de se comunicar e transferir dados através da Internet com o mínimo de intervenção humana. Utensílios, sistemas de transportes, redes de energia, equipamentos pessoais, incluindo o corpo humano são ambientes em potencial para a IoT, podendo ser populados por sensores capazes de gerar e compartilhar informações automaticamente com sistemas computacionais externos. Com essa característica, a IoT vem se mostrando elemento essencial para consolidar a integração entre os sistemas computacionais e o ambiente físico, com potencial para produzir informações contextuais em massa (QIU et al., 2018; PERERA et al., 2014).

O termo Internet das Coisas foi forjado no laboratório de pesquisa Auto-ID Center do MIT (*Massachusetts Institute of Technology*) e foi mencionado pela primeira vez em 1998 por Kevin Ashton, em uma apresentação onde relata “A Internet das Coisas têm o potencial de mudar o mundo, assim como a Internet fez. Talvez até mais” (ASHTON, 2009). Mais tarde, em 2001 o termo é mencionado no clássico artigo intitulado “*The Electronic Product Code (EPC): A naming Scheme for Physical Objects*” (BROCK, 2001) no qual o autor faz a seguinte descrição: “*Nossa visão é a de criar um “Smart World”, isto é, uma infraestrutura inteligente que liga objetos, informações e pessoas através da rede de computadores. Esta nova infraestrutura permitirá a coordenação*

universal de recursos físicos através do monitoramento e controle remoto por seres humanos e máquinas. Nosso objetivo é criar padrões abertos, protocolos e linguagens para facilitar a ampla adoção mundial desta rede - formando a base para uma nova Internet das coisas". Neste artigo, o autor propõe a substituição do popular código de barras por um sistema de etiquetas (RFIDs) que usufruiria das capacidades da Internet e da globalização.

Não existe na literatura apenas uma definição para Internet das Coisas, segundo (PERERA et al., 2014) isso ocorre, principalmente, por se tratar de área de pesquisa recente e bastante ampla. Porém, considerando o escopo deste trabalho, a definição apresentada por (SAINT-EXUPERY, 2009) apresenta-se a mais oportuna. Segundo SAINT-EXUPERY, *"A Internet das Coisas consiste em um ambiente em que objetos podem se conectar a qualquer momento, em qualquer lugar, com qualquer coisa, de preferência usando qualquer caminho ou rede e qualquer serviço"*.

A IoT é um paradigma que vem ganhando destaque atualmente, sobretudo, devido ao interesse que tem despertado nas grandes empresas de tecnologia. Por ser uma área nova, possui muitos problemas de pesquisa em aberto e isso tem estimulado também o envolvimento da comunidade científica no tema. Além disso, tem sido considerada como uma abordagem para promover a ubiquidade das soluções computacionais no mundo real, principalmente, por suprir a carência da UbiComp em relação aos aspectos infraestruturais (CACERES; FRIDAY, 2012).

Se observa ao longo dos anos um constante crescimento do número de dispositivos conectados na Internet (vide Figura 1). De acordo com pesquisa do Cisco *Internet Business Solutions Group* (IBSG) (EVANS, 2011a), em 2003 havia, aproximadamente, 6,3 bilhões de pessoas vivendo no planeta e 500 milhões de dispositivos conectados à Internet, resultando numa relação por volta de 0,08 dispositivos por pessoa. Porém, nos anos seguintes houve um elevado crescimento no uso de *smartphones* e *tablets* contribuindo para que o número de dispositivos conectados à Internet aumentasse, consideravelmente, chegando entre 2008 e 2009 a ultrapassar, pela primeira vez, para 1, o número de dispositivos por pessoa. Para Cisco IBSG, esse é o momento em que a Internet das Coisas começou a acontecer efetivamente.

A tendência é que os números de dispositivos conectados à IoT aumentem, progressivamente, a cada ano (vide Figura 2). Em 2019, o mundo registrou 42,1 bilhões de dispositivos conectados à Internet, o que ratifica que a IoT, além de ser uma realidade, vem ganhando destaque e está sendo considerada a revolução tecnológica que representa o futuro da computação e da comunicação.

A Internet das Coisas nos leva a uma nova era em que tudo, desde pneus a escovas de dentes, serão identificados e conectados, podendo trocar informações e tomar decisões por si próprias. As formas de comunicação serão humano-humano, humano-coisa, coisa-coisa. As coisas serão as principais responsáveis pelo tráfego na Internet.

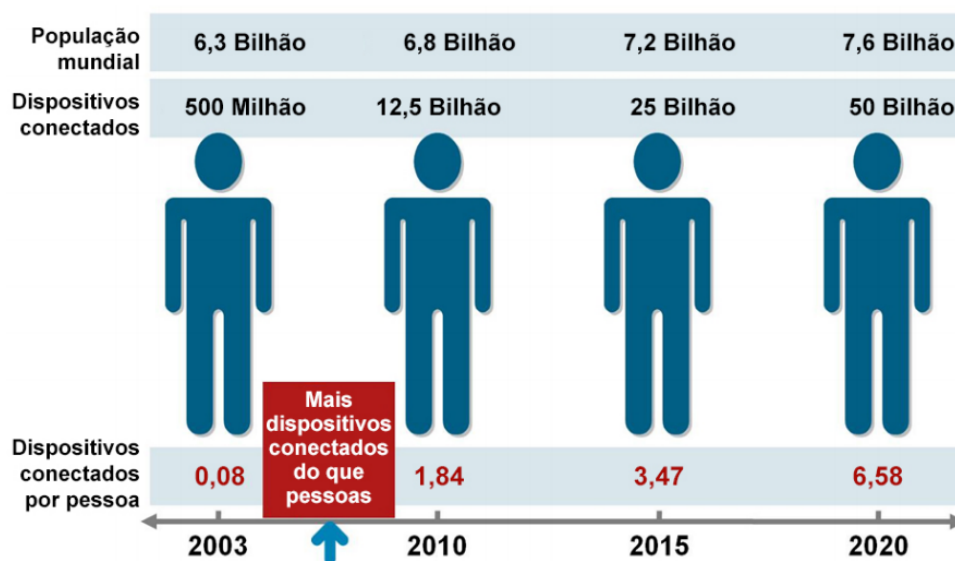


Figura 1 – Dispositivos Conectados à IoT por Pessoa

Fonte: (EVANS, 2011a)

O surgimento do paradigma da Internet das Coisas permite a criação de cenários de comunicação ubíquas, onde todos os objetos endereçáveis no ambiente devem se comunicar e cooperar (RAY, 2018). A IoT oferece novas tecnologias e oportunidades para criar novos tipos de serviços que os usuários podem se beneficiar tanto da sua vida pessoal como profissional (JÄPPINEN; GUARNERI; CORREIA, 2013). Serviços onde os humanos acessam outras máquinas remotas para executar algumas tarefas desejadas estarão disponíveis.

Casas Inteligentes (BING et al., 2011), cidades inteligentes (ANDREA et al., 2014) (ARASTEH et al., 2016) (STOJKOSKA; TRIVODALIEV, 2017), indústria (BI; DA XU; WANG, 2014), transportes e logística (LU et al., 2009b), redes de energia inteligentes (SERRA et al., 2014) (BRUNDU et al., 2016) são alguns exemplos de áreas em que a IoT já está criando novas oportunidades de negócios. Dentre elas, destaca-se os cuidados de saúde, conhecido como IoT Healthcare (SHAIKH; PARVATI; BIRADAR, 2018). Melhorar a saúde e o bem-estar humanos é o objetivo final de qualquer desenvolvimento econômico, tecnológico e social. A rápida ascensão e envelhecimento da população é um dos marcos que transformarão o mundo, dramaticamente, e que causará grande pressão nos sistemas de saúde. O avanço tecnológico emergente da IoT deverá oferecer perspectivas de pesquisa promissoras, entre quais está inserida a abordagem I²VSM.

2.1 Consolidação da Internet das Coisas

O sistema EPC proposto, apresentou como vantagem a possibilidade de cada produto possuir uma identificação própria, ao contrário do UPC que identificava apenas a

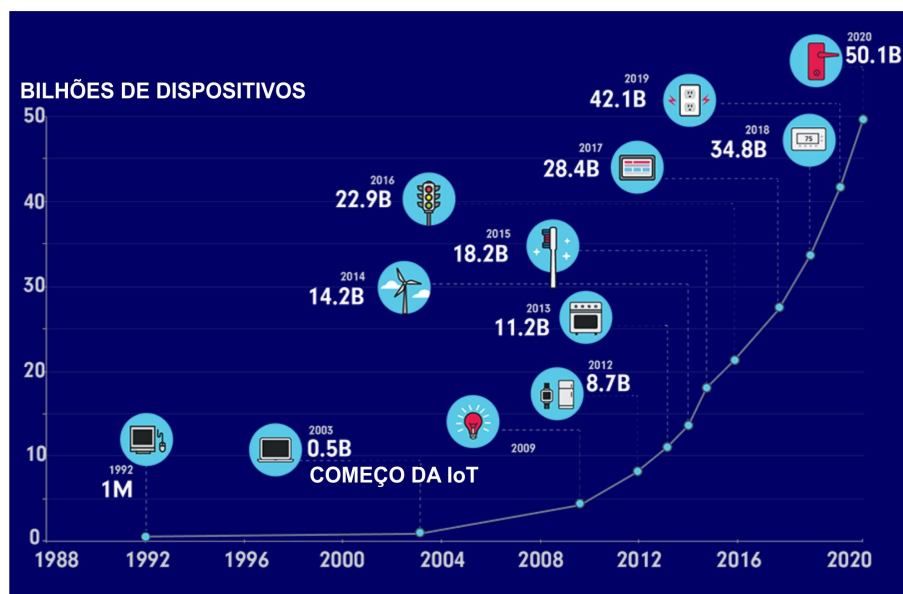


Figura 2 – Dispositivos Conectados à IoT
 Fonte: Adaptada de (AFSHAR, 2017)

qual tipo o produto pertencia, além de realizar o acompanhamento do objeto físico ao longo do seu tempo de vida através de tags RFID. A informação sobre o seu estado, localização e outras informações úteis não se encontram diretamente armazenadas nos produtos, e sim em servidores acessíveis pela Internet.

O termo Internet das Coisas surgiu, quando o grupo de pesquisadores do MIT estava trabalhando em novas tecnologias de sensores e tags inteligentes (RFIDs), porém a IoT começou a ganhar destaque devido ao crescente número de dispositivos computacionais que estavam sendo conectados em todo o mundo.

Nesta perspectiva, relata-se que a IoT surge no momento exato em que o número de dispositivos conectados à Internet supera o número de pessoas que habitam o planeta.

De acordo com pesquisa do grupo Cisco IBSG (EVANS, 2011b), em 2003 havia aproximadamente 6,3 bilhões de pessoas vivendo no planeta e 500 milhões de dispositivos conectados à Internet, resultando numa relação de aproximadamente 0,08 dispositivo por pessoa. Com base nestes dados a IoT não era uma realidade em 2003, pois o número de dispositivos conectados era relativamente pequeno.

O crescimento do uso de *smartphones* e *tablets* elevou o número de dispositivos conectados à Internet para 12,5 bilhões em 2010, à medida que a população humana chegou a 6,8 bilhões, tornando o número de dispositivos conectados por pessoa superior a 1 (exatamente 1,84). No entanto, segundo o Cisco IBSG ao realizar um refinamento destes números, a IoT surge entre 2008 e 2009, período onde estima-se que efetivamente o número de dispositivos por pessoa tenha ultrapassado a 1 pela primeira vez na história.

Nos primeiros dias de 2015, o mundo registrou 25 bilhões de dispositivos conectados à internet segundo uma das maiores feiras de tecnologias do mundo, a CES 2015 (*Consumer Electronics Show 2015*), denotando que a Internet das Coisas além de ser uma realidade, vem ganhando cada vez mais destaque, e está sendo considerada a revolução tecnológica que representa o futuro da computação e comunicação.

2.2 Visões Associadas à Internet das Coisas

A IoT pode ser entendida a partir de três visões, que se diferenciam dependendo do foco da área de interesse (ATZORI; IERA; MORABITO, 2010), (GUBBI et al., 2013), conforme descrito a seguir:

- Visão orientada à **Internet**: possui foco de pesquisa do ponto de vista de redes. Pesquisas direcionadas a esta visão procuram criar modelos e técnicas para a interoperabilidade dos dispositivos em rede.
- Visão orientada às **Coisas**: objetiva a integração dos objetos (coisas) presentes em um cenário IoT. Pesquisas nesta visão procuram apresentar propostas que garantam o melhor aproveitamento dos recursos dos dispositivos e sua comunicação.
- Visão orientada à **Semântica**: esta visão parte de uma análise semântica da expressão composta “Internet das Coisas”. Portanto possui foco de pesquisa do ponto de vista da comunicação e troca de informações entre dispositivos distintos. Trabalhos nesta visão apresentam propostas que estão focadas na representação, armazenamento, interconexão, pesquisa e organização da informação gerada na IoT, buscando soluções para a modelagem das descrições que permitam um tratamento adequado para os dados gerados pelos objetos.

O termo IoT foi se consolidando em função das diferentes visões de pesquisa. O fato de serem associadas diferentes interpretações para o termo IoT segundo (PERRERA, 2017) ocorre por ser uma área de pesquisa recente e bastante ampla. A seguir estão resumidas estas diferentes interpretações encontradas na literatura para o termo IoT.

- “As coisas (objetos, pessoas ou animais) têm identidades e personalidades virtuais que operam em espaços inteligentes utilizando interfaces capazes de se conectar e comunicar dentro de contextos sociais, ambientais e de usuários”;
- “A origem semântica da expressão é composta por duas palavras que traduzem dois conceitos: *Internet* e *Thing*. *Internet* pode ser definida como uma rede mundial de computadores interligados, com base em um protocolo de comunicação

padrão (TCP/IP), enquanto *Thing* é um objeto ou coisa qualquer. Portanto, semanticamente, Internet das Coisas pode ser definida como uma rede mundial de objetos interligados que possuem endereço único e que se comunicam através da Internet por meio de protocolos de comunicação padronizados”;

- “A Internet das Coisas permite que pessoas e objetos possam se conectar a qualquer momento, em qualquer lugar, com qualquer coisa, de preferência usando qualquer caminho ou rede e qualquer serviço”.

Dentre estas interpretações, a que se mostrou mais alinhada com as premissas deste trabalho é a Definição 3, a qual é ilustrada pela Figura 3.

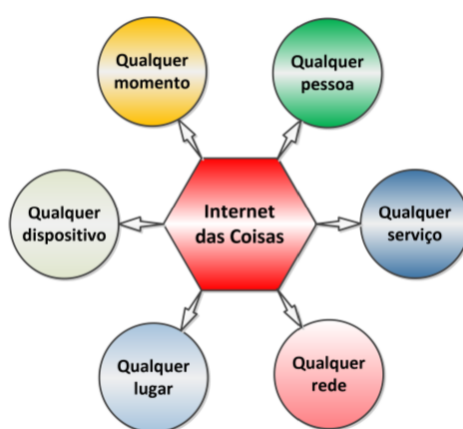


Figura 3 – Definição de Internet das Coisas

Evidentemente essa é uma interpretação idealizada, pois em ambientes típicos da IoT, as desconexões podem ocorrer com relativa frequência devido à mobilidade dos dispositivos ou seu desligamento, falta de energia ou então por decorrência de avaria física. Portanto, desconexões não devem ser consideradas falhas mas sim parte da especificação e devem ser tratadas de maneira mais transparente possível pelos sistemas de gerência.

2.3 Desafios em Ambientes Típicos da Internet das Coisas

De acordo com a literatura (CHAQFEH; MOHAMED et al., 2012), (SOMA et al., 2011), (NAGY et al., 2009), alguns desafios inerentes aos ambientes IoT merecem destaque e constituem requisitos importantes para a proposição de um *middleware* para IoT.

A. Interoperabilidade

Dentre os requisitos, o considerado primordial e que deve ser imperativamente endereçado por uma plataforma de *middleware* para a IoT, diz respeito a interoperabilidade entre os diversos dispositivos e plataformas disponíveis neste ambiente. A

sua importância é devido a um número crescente de dispositivos a serem integrados neste novo cenário, sendo estes heterogêneos tanto em termos de hardware quanto de software, como também de protocolos (muitos deles proprietários) e formatos de dados, o que caracteriza a interoperabilidade em um cenário IoT um grande desafio.

Em (PIRES et al., 2015) é destacado que a integração de dispositivos no contexto de IoT perpassa múltiplos níveis:

- em mais baixo nível, é necessário integrar, de maneira transparente, uma miríade de dispositivos físicos heterogêneos de modo a ocultar detalhes com relação à rede, aos formatos de dados empregados, e até mesmo à semântica das informações;
- em um nível intermediário, a fim de prover serviços de valor agregado aos usuários, é necessário integrar e disponibilizar dados providos por esses dispositivos, podendo incluir simples funções de processamento de dados ou mesmo aplicações Web mais complexas;
- por fim, em mais alto nível, um modelo padronizado de programação pode promover integração no que se refere à agregação e transformação de informações providas pelos dispositivos, de modo que desenvolvedores de aplicações não necessitam ter qualquer conhecimento acerca das especificidades dos dispositivos físicos e do ambiente de rede subjacente.

B. Escalabilidade

O tipo de informação disponibilizada por um cenário IoT pode ser provido apenas para um domínio específico, como também compartilhado com outros domínios de aplicação, gerando dados de maior valor agregado e podendo tomar uma proporção considerável, tanto em termos de números de dispositivos integrados, como de dados gerados. A Figura 4 caracteriza a dimensão deste fato.

Como consequência deste crescente número de dispositivos sendo conectados, as plataformas de *middleware* para IoT devem atender ao requisito de escalabilidade, i.e., possuírem capacidade para suportar requisições provindas de inúmeros dispositivos, funcionando corretamente, mesmo em situações de uso intenso. Soluções de nuvem vem sendo utilizadas para este fim, devido à sua facilidade de provisão e uso de recursos computacionais, que podem ser alocados e liberados sob demanda, proporcionando o surgimento da chamada “Nuvem das Coisas” (em inglês, *Cloud of Things* - CoT) (SOLDATOS; SERRANO; HAUSWIRTH, 2012).

C. Descoberta de Dispositivos

Uma outra característica comum à ambientes de IoT leva em conta o fato da sua infraestrutura de comunicação possuir uma topologia dinâmica e frequentemente des-

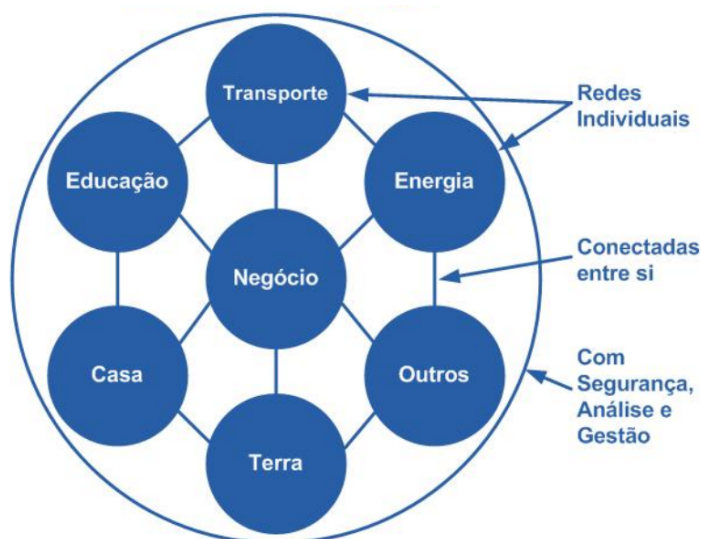


Figura 4 – Dimensão de um Cenário IoT. Fonte: (EVANS, 2011b)

conhecida, visto que dispositivos podem ser integrados ao ambiente e utilizados de maneira oportunista e não previamente planejada (SOMA et al., 2011).

Considerando esta dinamicidade da IoT, é importante que uma plataforma de *middleware* possibilite a descoberta de dispositivos presentes no ambiente em questão, realizada dinamicamente a fim de atender os requisitos das aplicações.

Também destaca-se a necessidade de prover mecanismos para o gerenciamento de dispositivos, que diz respeito à capacidade de fornecer informações de localização e estado do dispositivo permitindo, dentre outras funcionalidades, desconectar algum dispositivo roubado ou não reconhecido, atualizar software embarcado, modificar configurações de segurança, alterar remotamente configurações de hardware, localizar um dispositivo perdido, apagar dados sensíveis de dispositivos, e até mesmo possibilitar a interação entre dispositivo.

D. Interfaces de Alto Nível

A adoção de uma plataforma de *middleware* também pode contribuir para facilitar a construção de aplicações para IoT. Desta forma, o desafio reside no fato de que, a fim de permitir a criação de aplicações que combinem recursos do mundo físico disponibilizados via Web, são necessários modelos de alto nível que abstraíam os serviços e dispositivos físicos subjacentes. Com isso, usuários e aplicações consumidores dos dados originados dos dispositivos conectados, podem possuir acesso aos dados de forma padronizada, por meio de interfaces de alto nível, não necessitando assim lidar com funcionalidades de baixo nível para a manipulação de tais objetos.

E. Ciência de Contexto

Ciência de contexto é outro requisito importante para plataformas de *middleware*

IoT. Uma definição de contexto clássica e ainda bastante referenciada é a que Dey propôs em (DEY; ABOWD; SALBER, 2001) em que contexto é “qualquer informação que caracteriza a situação de uma entidade, sendo que uma entidade pode ser uma pessoa, um lugar ou um objeto considerados relevantes para a interação entre um usuário e uma aplicação, incluindo o próprio usuário e a aplicação. O contexto é tipicamente a localização, a identidade e o estado das pessoas, grupos ou objetos físicos e computacionais”.

Portanto dados de contexto constituem informações consideradas importantes, obtidas do mundo físico ou lógico por meio de sensores, tornando o contexto um instrumento de apoio à comunicação entre sistemas e/ou aplicações, denominados cientes de contexto, e seus usuários. Plataformas de *middleware* em IoT devem então serem responsáveis pela coleta, representação e processamento das informações de contexto providas por múltiplas fontes, liberando as aplicações e usuários da tarefa de manipulá-las e tornando transparente tal manipulação.

2.4 Qualidade de Serviço

Qualidade de Serviço consiste de uma combinação de várias qualidades ou propriedades do serviço, tais como, disponibilidade, tempo de resposta, precisão e vazão (MENASCÉ; RUAN; GOMAA, 2007). Enquanto os requisitos funcionais definem o que o serviço deverá fazer, os requisitos não-funcionais, em particular, a QoS, especifica o nível de qualidade dos serviços, definindo, por exemplo, o tempo necessário para um serviço responder a várias requisições e a porcentagem de tempo que um serviço está funcionando.

A qualidade do serviço como um componente não-funcional é a “capacidade de fornecer serviço satisfatório” por meio de diferentes fornecedores de serviços e sistemas. Devido à natureza heterogênea da IoT, a QoS em IoT é a capacidade de fornecer serviços por vários provedores de serviços, como serviço de detecção, serviço de rede, serviço em nuvem e serviços por várias tecnologias capacitantes e componentes da IoT. A aplicabilidade de um conjunto de parâmetros de QoS depende do domínio específico da aplicação IoT em combinação com tecnologias e provedores de serviços (BHADDURGATTE; BP, 2015).

Os principais requisitos de QoS para serviços da Web são relacionados a seguir (LEE et al., 2003):

1. *Performance*. O desempenho de um serviço representa a rapidez com que uma solicitação de serviço pode ser concluída. Ele pode ser medido em termos de taxa de transferência, tempo de resposta, latência, tempo de execução e tempo de transação. Taxa de transferência é o número de solicitações de serviço da web atendidas em um determinado intervalo de tempo. O tempo de resposta é o

tempo necessário para concluir uma solicitação de serviço da web. A latência é o atraso de ida e volta entre enviar uma solicitação e receber a resposta. Tempo de execução é o tempo gasto por um serviço para processar sua sequência de atividades. Finalmente, o tempo de transação representa o tempo que passa enquanto o serviço está concluindo uma transação completa.

2. *Reliability*. Os serviços devem ser fornecidos com alta confiabilidade. Confiabilidade aqui representa a capacidade de um serviço executar suas funções requeridas sob condições estabelecidas por um intervalo de tempo especificado. A confiabilidade é a medida geral de um serviço para manter sua qualidade de serviço. A medida geral de um serviço está relacionada ao número de falhas por dia, semana, mês ou ano. A confiabilidade também está relacionada à entrega garantida e ordenada de mensagens transmitidas e recebidas por solicitantes de serviços e provedores de serviços.
3. *Scalability*. Os serviços devem ser fornecidos com alta escalabilidade. A escalabilidade representa a capacidade de aumentar a capacidade de computação do provedor de serviços e a capacidade do sistema de processar mais solicitações, operações ou transações de usuários em um determinado intervalo de tempo. Também está relacionado ao desempenho. Os serviços devem ser escalonáveis em termos do número de operações ou transações suportadas.
4. *Capacity*. Os serviços devem ser fornecidos com a capacidade necessária. A capacidade é o limite do número de solicitações simultâneas que devem ser fornecidas com desempenho garantido. Os serviços devem suportar o número necessário de conexões simultâneas.
5. *Robustness*. Os serviços devem ser fornecidos com alta robustez. A robustez aqui representa o grau em que um serviço pode funcionar corretamente, mesmo na presença de entradas inválidas, incompletas ou conflitantes. Os serviços ainda devem funcionar mesmo se parâmetros incompletos forem fornecidos para a chamada da solicitação de serviço.
6. *Exception Handling*. Os serviços devem ser fornecidos com a funcionalidade de manipulação de exceção. Como não é possível ao projetista de serviços especificar todos os possíveis resultados e alternativas, as exceções devem ser tratadas adequadamente. O tratamento de exceções está relacionado à maneira como o serviço lida com essas exceções.
7. *Accuracy*. Os serviços devem ser fornecidos com alta precisão. Precisão aqui é definida como a taxa de erro gerada pelo serviço. O número de erros que o serviço gera ao longo de um intervalo de tempo deve ser minimizado.

8. *Integrity*. A integridade dos serviços deve ser fornecida para que um sistema ou componente possa impedir o acesso não autorizado ou a modificação de programas ou dados de computador. Pode haver dois tipos de integridade: integridade de dados e integridade transacional. A integridade de dados define se os dados transferidos são modificados em trânsito. Integridade transacional refere-se a um procedimento ou conjunto de procedimentos, o que garante preservar a integridade do banco de dados em uma transação.
9. *Accessibility*. Os serviços da Web devem ser fornecidos com alta acessibilidade. A acessibilidade aqui representa se o serviço da web é capaz de atender às solicitações do cliente. Alta acessibilidade pode ser alcançada, por exemplo, construindo sistemas altamente escaláveis.
10. *Availability*. O serviço deve estar pronto (isto é, disponível) para consumo imediato. Essa disponibilidade é a probabilidade de o sistema estar ativo e relacionado à confiabilidade. Tempo para Reparo está associado à disponibilidade. O serviço deve estar disponível imediatamente quando for invocado.
11. *Interoperability*. Os serviços devem ser interoperáveis entre os diferentes ambientes de desenvolvimento usados para implementar serviços, de modo que os desenvolvedores que usam esses serviços não precisem pensar em qual linguagem de programação ou sistema operacional os serviços estão hospedados.
12. *Security*. Os serviços devem ser fornecidos com a segurança necessária. Com o aumento de serviços que são fornecidos pela Internet, há uma preocupação crescente com a segurança. O provedor de serviços pode aplicar diferentes abordagens e níveis de fornecimento de diretivas de segurança, dependendo do solicitante do serviço.

3 TEORIA DOS CONJUNTOS FUZZY

O termo fuzzy em língua inglesa pode ter vários significados, que variam de acordo com o contexto de interesse, mas o conceito básico deste adjetivo passa sempre pelo nebuloso, vago, incerto. A Lógica Fuzzy é uma lógica multi-valorada introduzida em 1930 pelo filósofo e lógico polonês Jan Lukasiewicz. Modelando por funções matemáticas termos linguísticos como alto, médio e baixo associados a atributos como idade, Lukasiewicz propôs a utilização do intervalo $[0, 1]$ para indicar o grau de pertinência de um elemento a um conjunto fuzzy, ou o valor-verdade associado a uma avaliação de uma proposição lógica. Em 1937, o filósofo Max Black definiu o primeiro conjunto fuzzy e descreveu algumas ideias básicas de operações com conjuntos fuzzy (CABRERA, 2014).

Em 1965, Lotfi Zadeh publicou o artigo Fuzzy Sets (ZADEH, 1965), que formaliza os conceitos da Teoria de Conjuntos Fuzzy, considerando a modelagem de conjuntos que não possuíam fronteiras bem definidas. Seu principal objetivo era prover um tratamento matemático a termos linguísticos subjetivos da linguagem natural, como “aproximadamente” ou “em torno de”, dentre muitos outros.

Conjuntos fuzzy viabilizam a interpretação da incerteza, onde conjuntos clássicos apresentam limitações. Neste contexto, a lógica fuzzy foi concebida para lidar com problemas onde as transições de um estado para outro acontecem de forma suave. Sua definição, propriedades e operações são concebidas como generalização da teoria de conjuntos clássicos, recaindo esta em um caso particular da teoria de conjuntos fuzzy (BARROS; BASSANEZI, 2010).

3.1 Lógica Fuzzy Tipo-1

De acordo com (ZADEH, 1965), um conjunto fuzzy X é caracterizado por sua função de pertinência $\mu_A : \chi \rightarrow [0, 1]$, sendo que $\mu_X(u)$ interpreta o grau de pertinência de um elemento u de um universo $\chi \neq \emptyset$, referente ao conjunto fuzzy X .

3.1.1 Definição de Conjuntos fuzzy

Formalmente, um conjunto fuzzy X é descrito por um conjunto de pares, onde cada elemento $u \in \chi$ está associado ao seu grau de pertinência $\mu_X(u)$:

$$X = \{(u, \mu_X(u)) : u \in \chi, \mu_X(u) \in [0, 1]\}. \quad (1)$$

Neste contexto, se χ é finito com $\#\chi = n$, para os valores fuzzy do conjunto X , considera-se a notação $\mu_X(u_i) = x_i \in X$, sempre que $i \in \mathbb{N}_n = \{1, 2, \dots, n\}$.

Frequentemente, a forma gráfica de uma função de pertinência está representada por específicos parâmetros definindo sua forma, como por exemplo, linear por partes (como triangular, trapezoidal) ou Gaussiana, (BARROS; BASSANEZI, 2010).

Ao considerar a ordem natural $\leq$ em $[0, 1]$, o reticulado $L([0, 1]) = ([0, 1], \leq, \vee, \wedge, 1, 0)$ de todos os valores fuzzy, tem como operadores de supremo e ínfimo:

$$x \vee y = \max(x, y) \quad \text{e} \quad x \wedge y = \min(x, y). \quad (2)$$

Nesta seção, conceitos básicos referentes a funções de agregação no intervalo de unidade $[0, 1]$ são revisados, apresentando algumas propriedades e exemplos, incluindo a classe importante de normas triangulares, negações fuzzy e operadores de conjugação e dualidade (ALSINA; MAURICE; SCHWEIZER, 2006; BACZYŃSKI; JAYARAM, 2008; GRABISCH et al., 2009; KLEMENT; MESIAR; PAP, 2000).

3.1.2 Operadores de Conjugação

Automorfismos são operadores de geração de novos conectivos fuzzy, preservando suas propriedades algébricas em todas as classes de construtores.

De acordo com (KLEMENT; NAVARA, 1999, Def. 4.1), um automorfismo $\phi : U \rightarrow U$ é uma função bijetiva, estritamente crescente, e portanto satisfazendo a propriedade de monotonicidade:

$$\Phi 1: x \leq y \text{ se, e somente se, } \phi(x) \leq \phi(y), \forall x, y \in U.$$

Em (BUSTINCE; BURILLO; SORIA, 2003), $\phi : U \rightarrow U$ is a estritamente crescente, contínua e preservando os extremos do intervalo unitário:

$$\Phi 2: \phi(0) = 0 \text{ e } \phi(1) = 1.$$

O conjunto $Aut(U)$ de todos os automorfismos é fechado para a composição:

$$\Phi 3: \phi \circ \phi' \in Aut(U), \forall \phi, \phi' \in Aut(U).$$

E, sempre existe o automorfismo inverso $\phi^{-1} \in U$, tal que

$$\Phi 4: \phi \circ \phi^{-1} = id_U \text{ e } \phi^{-1} \circ \phi = id_U, \forall \phi \in Aut(U).$$

Assim, $(Aut(U), \circ)$ é um grupo, tendo a função identidade como o elemento neutro.

A ação de um automorfismo $\phi : U \rightarrow U$ sobre uma função $f : U^n \rightarrow U$ é chamada de **conjugada of f** e dada pela expressão:

$$f^\phi(x_1, \dots, x_n) = \phi^{-1}(f(\phi(x_1), \dots, \phi(x_n))). \quad (3)$$

Exemplo 3.1.1. Para todo $k, l \in \{1, \dots, n\}$, seja $\psi_{k,l} \in Aut(U)$ respectivamente dados pelas expressões a seguir:

$$\psi_{k,l}(x) = x^{\frac{l}{k}} \quad \psi_{k,l}^{-1}(x) = x^{\frac{k}{l}} \quad (4)$$

Neste exemplo, se $l = 1$ resulta em $\psi_k(x) = \sqrt[k]{x}$ e $\psi_k^{-1}(x) = x^k$.

3.1.3 Conectivos da Lógica Fuzzy - T1FL

Esta seção reporta conceitos e propriedades das negações, agregações, normas triangulares e implicações fuzzy.

3.1.3.1 Negações fuzzy

Definição 3.1.1. Uma função $N : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ é uma negação fuzzy se

$$N1 : N(0) = 1 \text{ e } N(1) = 0;$$

$$N2 : x \leq y \Rightarrow N(y) \leq N(x), \forall x, y \in [0, 1].$$

Uma negação fuzzy N contínua é estrita se

$$N3 : x < y \Rightarrow N(y) > N(x), \forall x, y \in [0, 1].$$

Adicionalmente, Uma negação fuzzy N é forte se for involutiva:

$$N4 : N(N(x)) = x, \forall x \in [0, 1].$$

A negação fuzzy padrão, negação de Zadeh, é definida pela expressão $N_S(x) = 1 - x$. Cada negação fuzzy forte é estrita, mas o inverso não se verifica. Por exemplo, a função $N(x) = 1 - \sqrt{x}$ é uma negação fuzzy estrita, mas não é forte.

Exemplo 3.1.2. Considerando resultados da Eq.(3), o operador de conjugação N^ϕ para negação padrão, a ação do automorfismo apresentado na Eq.(4) resulta nas negações fortes dadas a seguir:

$$N^{\psi_{k,l}}(x) = 1 - x^{\frac{l}{k}} \quad N^{\psi_{k,l}^{-1}}(x) = 1 - x^{\frac{k}{l}} \quad (5)$$

3.1.3.2 Agregações Fuzzy

Definição 3.1.2. Uma função $A : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ é uma função de agregação (AF) se verificar as seguintes condições:

A1: $x_i \leq y_i \Rightarrow A(x_1, \dots, x_n) \leq A(y_1, \dots, y_n), \forall i = 1, \dots, n$ (isotonicidade);

A2: $A(0, \dots, 0) = 0$ e $A(1, \dots, 1) = 1$ (condições de contorno).

Outras propriedades podem ser verificadas por uma função de agregação:

A3 : $A(x_1, \dots, x_n) = A(x_{(1)}, \dots, x_{(n)})$ para cada permutação $(\cdot) : \mathbb{N}_n \rightarrow \mathbb{N}_n$ (simetria);

A4 : $A(x_1, \dots, x_n) = A(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n)$ (invariância para replicações)

A5 : $A(x_1, \dots, x_n) = A(x_1, \dots, x_i, 1, x_{i+1}, \dots, x_n)$ (invariância para o escalar 1).

A6 : $\alpha^k A(x_1, \dots, x_n) = A(\alpha x_1, \dots, \alpha x_n)$, para $\alpha \in [0, 1], k \in \mathbb{N}$ (α -homogeneidade);

A7 : $A(x_1, \dots, x_n) + A(x'_1, \dots, x'_n) = A((x_1, \dots, x_n) + ((x'_1, \dots, x'_n)))$, (comonotonicidade aditiva).

Exemplo 3.1.3. A média aritmética, $AM : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ definida por:

$$AM(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_1 + \dots + x_n) \text{ (monotonicidade)} \quad (6)$$

que satisfaz as propriedades A_k , para $k \in \{3, 4, 5, 6\}$, veja detalhes em (GRABISCH et al., 2009).

Exemplo 3.1.4. Em (GARCÍA-LAPRESTA et al., 2010, Definition 5) a média exponencial $\exp_\alpha : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$, sendo $\alpha = 1$, é definida pela expressão

$$\exp_\alpha(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{\alpha} \ln \frac{e^{x_1} + \dots + e^{x_n}}{n}, \quad (7)$$

e verifica as propriedades A_k , para $k \in \{3, 4, 5\}$., como mostram os resultados da (GARCÍA-LAPRESTA et al., 2010, Proposição 1).

Definição 3.1.3. Uma função $A : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ é uma agregação estendida (EAF) se as seguintes condições forem válidas:

(i) $A \upharpoonright [0, 1]^n : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ é uma AF, $\forall n \in \mathbb{N}_n, n \geq 2$; e

(ii) $A(x) = x, \forall x \in [0, 1]$.

De acordo com (BELIAKOV; PRADERA; CALVO, 2007), geralmente uma determinada propriedade vale para uma EAF A se, e somente se, vale para todos os membros da família A_n .

3.1.3.3 Normas Triangulares

Definição 3.1.4. Uma função $T : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ é uma *t-norma* se, $\forall x, y, z \in [0, 1]$, as seguintes condições são verificadas:

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

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

$$T3 : x \leq y \Rightarrow T(x, z) \leq T(y, z) \text{ (isotonicidade);}$$

$$T4 : T(x, 1) = x \text{ (neutralidade 1-elemento).}$$

Observe que cada t-norma é uma função de agregação binária.

3.1.4 Funções de Equivalência Restritas

Esta seção apresenta o conceito de funções de equivalência e, posteriormente foca nas funções de equivalência restritas, apresentando exemplos desta subclasse de funções.

Definição 3.1.5. (FODOR; ROUBENS, 1994) Uma função $EF : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ é dita de equivalência se satisfaz as seguintes propriedades.

$$EF1: EF(x, y) = EF(y, x) \text{ para todo } x, y \in [0, 1];$$

$$EF2: EF(0, 1) = 0;$$

$$EF3: EF(x, x) = 1, \forall x \in [0, 1];$$

$$EF4: x \leq x' \leq y' \leq y \Rightarrow EF(x, y) \leq EF(x', y').$$

As quatro propriedades (EF1)-(EF4) embasam a definição de funções de equivalência restrita, como uma operação binária no intervalo unitário $[0, 1]$.

Definição 3.1.6. (BUSTINCE; BARRENECHEA; PAGOLA, 2006, Definition 6) Uma função de equivalência restrita (REF) $F : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ é dita de equivalência restrita (REF) com respeito a uma negação forte N se satisfaz as seguintes propriedades:

$$REF1: F(x, y) = F(y, x) \forall x, y \in [0, 1];$$

$$REF2: F(x, y) = 1 \Leftrightarrow x = y;$$

$$REF3: F(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = 1 \text{ e } y = 0 \text{ ou } x = 0 \text{ e } y = 1;$$

$$REF4: F(x, y) = F(N(x), N(y)), \forall x, y \in [0, 1], \text{ sendo } N \text{ uma negação forte};$$

$$REF5: x \leq y \leq z \Rightarrow F(x, y) \geq F(x, z) \text{ e } F(y, z) \geq F(x, z), \forall x, y, z \in [0, 1].$$

Observe que (REF5) é equivalente à seguinte expressão

$$\text{REF5': } x \leq y \leq z \leq t \Rightarrow F(y, z) \geq F(x, t), \forall x, y, z, t \in [0, 1].$$

De acordo com (BUSTINCE; BARRENECHEA; PAGOLA, 2006), funções de equivalência restrita podem ser aplicadas como medidas locais para comparação de imagens de operadores fuzzy.

O próximo exemplo decorre dos resultados apresentados em (PALMEIRA, 2013, Example 5.1.1).

Exemplo 3.1.5. *Seja $k \in [0, 1]$, então a função $f_k : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ dada por*

$$f_k(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } x = y \\ 0, & \text{se } x = 1 \text{ e } y = 0 \text{ ou } x = 0 \text{ e } y = 1 \\ k & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

é uma REF em $L([0, 1])$ com respeito à negação-natural $N_{f_k} : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, tal que $N_{f_k}(x) = f_k(x, 0)$.

A próxima proposição segue diretamente dos resultados apresentados em (PALMEIRA, 2013, Theorem 5.2.1) considerando o reticulado $(L([0, 1]), \leq)$.

Proposição 3.1.1. *Seja $N : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ uma negação forte e $M : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ uma função satisfazendo as seguintes propriedades:*

- (i) $M(x, y) = M(y, x) \forall x, y \in [0, 1]$ (simetria);
- (ii) $M(x, 1) = x$ (dominância da verdade do consequente) ;
- (iii) $M(x, y) = 1 \Leftrightarrow x = y = 1$;
- (iv) $M(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = 0 \text{ ou } y = 0$.

Se existe uma função $I : ([0, 1])^2 \rightarrow L([0, 1])$ satisfazendo as propriedades

- $I1 : x \leq x' \Leftrightarrow I(x, y) \geq I(x', y)$ (anti-monotonicidade no primeiro argumento);
- $I2 : I(x, y) = 1 \Leftrightarrow x \leq y$ (princípio da ordenação);
- $I3 : I(x, y) = N(I(N(y), N(x)))$ (contra-posição);
- $I4 : I(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = 1 \text{ or } y = 0$;

então a função definida pela expressão

$$REF_{M,I}(x, y) = M(I(x, y), I(y, x)) \quad (8)$$

é uma REF para a negação N .

Pela Proposição 3.1.1, tem-se que uma $REF_{M,I}$ pode ser expressa por um agregador simétrico M e por uma implicação I .

3.1.4.1 Conjugada de Funções de Equivalência Restritas

O objetivo principal desta seção é apresentar uma formalização do conceito de funções de equivalência restrita em $L([0, 1], \leq)$.

De acordo com (BUSTINCE et al., 2014), sejam $\phi_1, \phi_2 \in \text{Aut}([0, 1])$. Se $N(x) = \phi_2^{-1}(1 - \phi_1(x))$, tem-se então uma relação de equivalência restrita dada pela expressão

$$F^{\phi_1, \phi_2}(x, y) = \phi_1(F(\phi_2(x), \phi_2(y))) \quad (9)$$

E, ainda, se $\phi = \phi_2 = \phi_1$ então a expressão do operador dado pela Eq.(9) coincide com a expressão da ϕ -conjugada do operador F , ou seja, a função F^ϕ .

Exemplo 3.1.6. A função $F : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ dada por

$$F(x, y) = 1 - |x - y|, \quad (10)$$

satisfaz as condições (REF1)-(REF5), para a negação N_S .

E ainda, pela ação do automorfismo $\phi_{l,k}(x) = x^{\frac{l}{k}}$, tem-se a $\phi_{l,k}$ -conjugada da função F , indicada por $F^{\phi_{l,k}} : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ e definida pela expressão logo a seguir:

$$F^{\phi_{l,k}}(x, y) = \left(1 - |x^{\frac{l}{k}} - y^{\frac{l}{k}}|\right)^{\frac{k}{l}}. \quad (11)$$

Assim, $F^{\phi_{l,k}}$ também satisfaz as condições (REF1)-(REF5) sendo a negação associada definida pela expressão $N^{\phi_{l,k}}(x) = \left(1 - x^{\frac{l}{k}}\right)^{\frac{k}{l}}, \forall x \in [0, 1]$.

3.1.4.2 Soma Convexa de Funções de Equivalência Restritas

Concluindo esta seção, provamos que uma REF F é preservada pelo operador de soma convexa.

Proposição 3.1.2. Sejam F_1 e F_2 REF e um escalar $\lambda \in [0, 1]$. Então, tem-se que $F_\lambda : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ dada por

$$F_\lambda(x, y) = \lambda F_1(x, y) + (1 - \lambda) F_2(x, y). \quad (12)$$

é uma REF se, e somente se, $F_1 = F_2$.

Proof. Sejam N uma negação forte, F_1, F_2 REF tal que $F_1 = F_2$ e um escalar $\lambda \in [0, 1]$.

Tem-se então os seguintes resultados:

$$REF1 : F_{\lambda}(x, y) = \lambda F_1(x, y) + (1 - \lambda) F_2(x, y) = \lambda F_1(y, x) + (1 - \lambda) F_2(y, x) = F(y, x)$$

$$REF2 : F_{\lambda}(x, y) = 1 \Leftrightarrow \lambda F_1(x, y) + (1 - \lambda) F_2(x, y) = 1$$

$$\Leftrightarrow \lambda F_1(x, y) + F_2(x, y) - \lambda F_2(x, y) = 1$$

$$\Leftrightarrow F_2(x, y) = 1 \Leftrightarrow x = y;$$

$$REF3 : F_{\lambda}(x, y) = 0 \Leftrightarrow \lambda F_1(x, y) + (1 - \lambda) F_2(x, y) = 0$$

$$\Leftrightarrow \lambda F_1(x, y) + F_2(x, y) - \lambda F_2(x, y) = 0$$

$$\Leftrightarrow F_2(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = 1 \text{ e } y = 0 \text{ ou } x = 0 \text{ e } y = 1;$$

$$REF4 : F_{\lambda}(N(x), N(y)) = \lambda F_1(N(x), N(y)) + (1 - \lambda) F_2(N(x), N(y))$$

$$= \lambda F_1(x, y) + (1 - \lambda) F_2(x, y) = F_{\lambda}(x, y)$$

$$REF5 : x \leq y \leq z \Rightarrow F_{\lambda}(x, y) = \lambda F_1(x, y) + (1 - \lambda) F_2(x, y)$$

$$\geq F_1(x, z) + (1 - \lambda) F_2(x, z) = F_{\lambda}(x, z) \text{ e}$$

$$x \leq y \leq z \Rightarrow F_{\lambda}(y, z) = \lambda F_1(y, z) + (1 - \lambda) F_2(y, z)$$

$$\geq F_1(y, z) + (1 - \lambda) F_2(y, z) = F_{\lambda}(y, z).$$

Portanto, F_{λ} é um operador REF. A prova reversa é análoga. □

3.1.5 Sistemas Baseados em Regras Fuzzy Tipo-1

Nesta seção serão abordadas as principais características de sistemas fuzzy baseados em regras fuzzy (SBRFT1).

Um Sistema de Inferência considera os seguintes blocos principais:

- **Base de regras (BR):** contendo um conjunto de regras/proposições fuzzy onde as variáveis antecedentes/consequentes são Variáveis Linguísticas (VL) e os possíveis valores de uma VL são representados por CF;
- **Base de dados:** definindo as funções de pertinência dos CF 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 para mapear 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 da inferência em valores de saída calculados com base na inferência obtida no módulo Unidade de Decisão Lógica, com as funções de pertinência das VL's da parte con-

sequente das regras para obter uma saída não fuzzy. Nesta etapa as regiões resultantes são convertidas em valores de saída do sistema.

A Figura 5 apresenta um esquema gráfico da arquitetura de um sistema baseado em regras fuzzy.

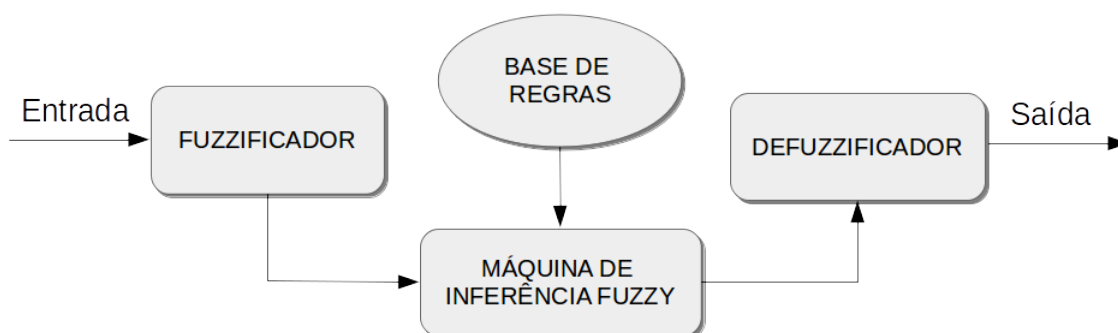


Figura 5 – Módulos de um Sistema Fuzzy

Resumindo, tem-se que a entrada é um valor numérico (parâmetro) e a saída um valor no intervalo unitário $[0, 1]$. As regras podem ser fornecidas por especialistas, considerando variáveis linguísticas, sendo fundamentais no desempenho de um sistema de inferência fuzzy.

Nos controladores fuzzy, o desempenho está condicionado às regras que descrevem a estratégia de controle de forma consistente, extraindo regras de especialistas na forma de sentenças condicionais.

No estágio de inferência ocorrem as operações com CF's propriamente ditas: combinação dos antecedentes das regras, implicação e *modus ponens* generalizado. Os CF's de entrada, relativos aos antecedentes das regras, e o de saída, referente ao consequente, 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 inferência pela aplicação de uma implicação fuzzy. Na sequência, tem-se agregação dos resultados das inferências, onde são justapostas todas as saídas fuzzy em um único conjunto fuzzy.

Os principais sistemas de inferência fuzzy estão baseados em dois operadores: (i) *modus ponens* caracterizando o modo afirmativo, frequentemente em controladores fuzzy e sistemas especialistas; (ii) *modus tollens*, caracterizando o modo negativo, que operam com base em premissas ou condições, as quais geram uma determinada consequência.

3.2 Lógica Fuzzy Tipo-2

A lógica fuzzy do tipo-2, introduzida por Lotfi A. Zadeh (ZADEH, 1971, 1975) como uma extensão da lógica fuzzy tipo-1, reporta-se à insuficiência da lógica fuzzy tipo-1 em modelar as incertezas referentes a definição das funções de pertinência dos antecedentes e consequentes em um sistema de inferência fuzzy.

A lógica Fuzzy tipo-1 está mergulhada na Teoria dos Conjuntos Tipo-2.

A diferença entre sistemas fuzzy do tipo-1 e do tipo-2 está fortemente associada à natureza das funções de pertinência e não apenas à estruturação das regras.

Conjuntos fuzzy tipo-2 possuem como grau de pertinência conjuntos fuzzy tipo-1 e não apenas um único valor. Esses conjuntos podem ser utilizados em problemas onde existe incerteza referente aos graus de pertinência, incerteza em alguns parâmetros das funções de pertinência ou incerteza no formato dessas funções de pertinência.

3.2.1 Definição de Conjuntos Fuzzy Tipo-2

Um conjunto fuzzy do tipo-2, $\tilde{A}$ sobre χ , é representado por uma função de pertinência tipo-2, $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$, onde $x \in \chi$ e $u \in J_x \subseteq [0, 1]$, ou seja,

$$\tilde{A} = \{((x, u), \mu_{\tilde{A}}(x, u)) \mid \forall x \in X, \forall u \in J_x \subseteq [0, 1]\}, \quad (13)$$

sempre que tem-se $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x, u) \leq 1$.

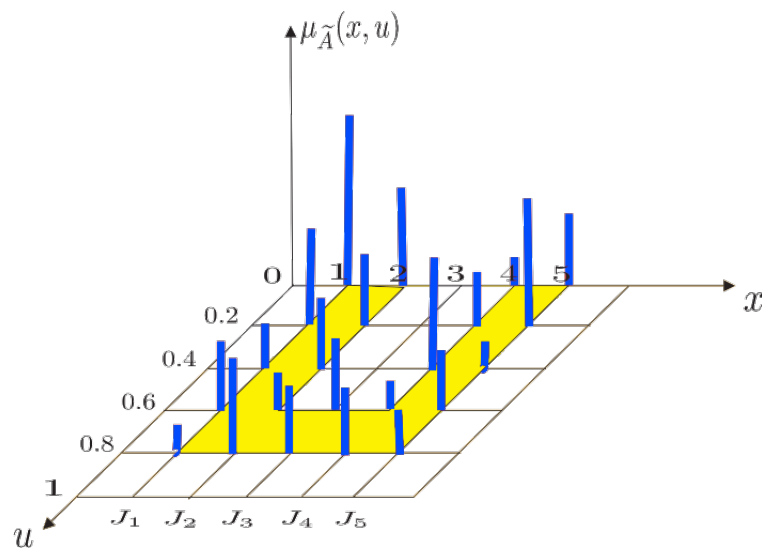


Figura 6 – Função de Pertinência de Conjunto Fuzzy Trapezoidal tipo-2
Fonte: CABRERA, 2014

A figura 6 mostra tridimensionalmente a função de pertinência de um conjunto fuzzy trapezoidal de tipo-2. Facilitando assim a caracterização da incerteza, representada pelo eixo vertical. E a “mancha” de incerteza caracterizada pela área quadrada, em amarelo.

A pertinência primária de $X (J_X)$ é definida como domínio da função de pertinência secundária para um valor de x , com $J_x \subseteq [0, 1]$, $\forall x \in X$, onde $J_x = [\underline{J}_x, \overline{J}_x]$. A função de pertinência secundária é definida como o corte vertical $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ em um determinado valor de $x = x'$, ou seja, é $\mu_{\tilde{A}}(x = x', u)$.

É denominado Grau Primário o valor do domínio de $u_x \in [0, 1]$. A amplitude de uma função de pertinência secundária é denominada Grau Secundário, ou seja, $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$ é o grau de pertinência chamado de grau secundário.

Em um conjunto fuzzy tipo-2, a incerteza das funções de pertinências primárias é representada pela “mancha” de incerteza ou *Footprint of Uncertainty* (FOU). Assim, quando essa incerteza some, o conjunto fuzzy tipo-2 se reduz a um conjunto fuzzy tipo-1.

A FOU de um conjunto fuzzy tipo-2 é delimitada por uma duas funções de pertinência tipo-1, a superior e a inferior. A Figura 7 apresenta a FOU e as funções de pertinência superior e inferior de um conjunto fuzzy tipo-2 triangular.

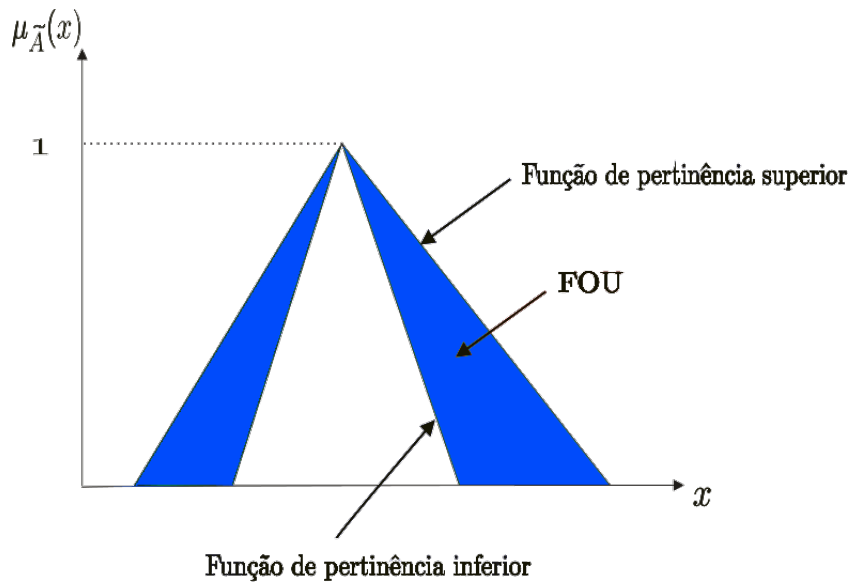


Figura 7 – FOU e Funções de Pertinência Superior e Inferior

A “mancha” de incerteza é definida como a união de todas as pertinências primárias.

A função de pertinência superior é exibida na forma $\overline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$, $\forall x \in X$ e a função de pertinência inferior, dada pela expressão $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x)$, $\forall x \in X$, respectivamente representadas por $\overline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \bigcup_{x \in X}(x, \overline{J}_x)$, $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \bigcup_{x \in X}(x, \underline{J}_x)$.

Um conjunto fuzzy tipo-2 intervalar é um conjunto fuzzy tipo-2 em que todos os graus secundários são 1, ou seja, $\mu_{\tilde{A}}(x, u) = 1$, $\forall x \in X$, $\forall u \in J_x$. A Figura 8 apresenta a função de pertinência triangular de um conjunto Fuzzy tipo-2 intervalar.

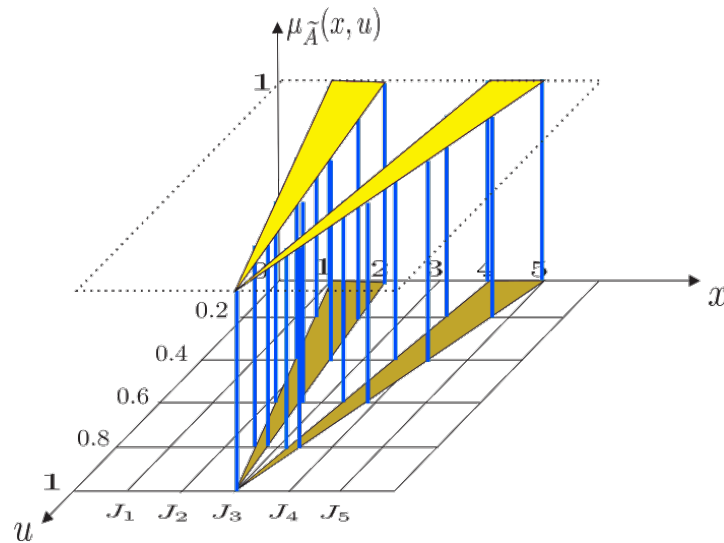


Figura 8 – Função de Pertinência de Conjunto Fuzzy Triangular tipo-2 Intervalar
Fonte: CABRERA, 2014

3.2.2 Sistemas Baseados em Regras Fuzzy Tipo-2

O Sistema Baseado em Regras fuzzy tipo-2 (SBRF2) é aquele em que pelo menos um dos seus conjuntos fuzzy presentes no antecedente ou consequente de uma regra são conjuntos fuzzy do tipo-2.

A estrutura arquitetural de um SBRF2 também está constituída por cinco componentes denominados: fuzzificador, inferência, base de regras, redutor de tipo e defuzzificador.

A Figura 9 exhibe a estrutura geral deste sistema.

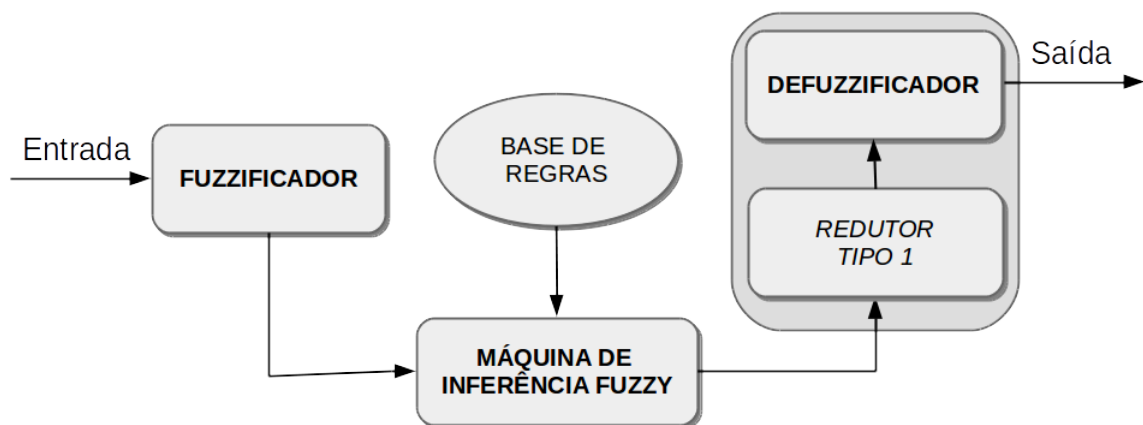


Figura 9 – Módulo Geral de um Sistema Fuzzy tipo-2

Observa-se que quatro dos componentes utilizados pelo SBRF2 se reportam aos utilizados pelo SBRF1, acrescido do módulo “Redutor de Tipo”. Neste caso, este componente é responsável por transformar a saída um conjunto fuzzy tipo-2 em conjunto fuzzy do tipo-1.

Assim, este componente verifica o conjunto fuzzy tipo-1 que melhor representa o conjunto fuzzy tipo-2 e que precisa satisfazer a seguinte premissa:

Quando toda incerteza desaparecer, então o resultado do SBRF2 é reduzido ao SBRF (MENDEL, 2017).

Neste trabalho, considera-se os SBRF2, onde o grau de pertinência é um conjunto definido por um subintervalo do intervalo unitário $[0, 1]$.

4 MEDIDAS DE CONSENSO FUZZY

Medidas de consenso são funções que promovem uma formalização para análise de acordância das entradas de um sistema, frequentemente empregadas em contextos de tomada de decisão. O estudo formal de medidas de consenso fornece uma indicação de confiabilidade sempre que uma avaliação geral reflete as opiniões de um grupo, estabelecendo um limite mínimo/máximo de consenso e promovendo decisão final se o resultado da medida de consenso estiver dentre os limites especificados.

Neste capítulo, considera-se o problema de medir o grau de consenso para valores associados às opiniões de especialistas em um sistema baseado em lógica fuzzy, incluindo os valores da variável de saída. Foca-se em explicitar formalmente as propriedades de consenso consideradas.

E ainda, analisam-se operadores generalizados que satisfazem essas propriedades com uma escolha adequada de operadores de agregação, incluindo somas convexas e automorfismos.

4.1 Definição de Medidas de Consenso Fuzzy

Este capítulo direciona-se à investigação do problema de medir o grau de consenso não apenas comparando valores fuzzy, mas considerando um número arbitrário n de conjuntos que constituem um sistema fuzzy, entradas/saídas no intervalo unitário.

De acordo com os conceitos introduzidos em (BELIAKOV; CALVO; JAMES, 2014), medidas de consenso são definidas por funções no intervalo unitário $[0, 1]$ modelando uma acordância relacionada a valores dados por especialistas na modelagem do sistema fuzzy. Estas medidas têm como base duas propriedades principais:

- (i) a unanimidade, indicando o consenso completo, alcançado quando todas as contribuições são iguais; e
- (ii) o consenso mínimo, que está relacionado ao caso especial de duas entradas, resultando em um consenso nulo sempre que estas entradas estiverem em extremos opostos (0 ou 1) no intervalo unitário $[0, 1]$.

Uma definição formal para medidas de consenso como apresentada por Belia-
kov (BELIAKOV; CALVO; JAMES, 2014, Definição 7) está reportada logo a seguir:

Definição 4.1.1. Uma função $C : \bigcup_{i=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ é dita uma medida de consenso se satisfizer as seguintes propriedades:

C1: $C(x, x, \dots, x) = 1, \forall x \in [0, 1]$ (*unanimidade*);

C2: $C(0, 1) = C(1, 0) = 0$ (*consenso mínimo para $n = 2$*).

Para avaliar o comportamento dos indivíduos em grupos, que possivelmente não são do mesmo tamanho, é relevante considerar simetria, dissensão máxima, reciprocidade e invariância à replicação como propriedades adicionais também fornecidas por (BELIAKOV; CALVO; JAMES, 2014) e vistas a seguir :

C3: Uma medida de consenso C é simétrica se, para todas as permutações no conjunto $\{1, \dots, n\}$ e $x_1, \dots, x_n \in [0, 1]^n$, a igualdade: $C(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)})$ detém (simetria);

C4: Quando n é par satisfaz a propriedade de dissensão máxima se, para cada $x_1, \dots, x_n \in [0, 1]$ de tal modo que $\#\{i : x_i = 0\} = \#\{i : x_i = 1\} = n/2$, temos $C(x_1, \dots, x_n) = 0$;

C5: C é dito ser replicação invariante quando para qualquer vetor de entrada $x \in [0, 1]^n$, duplicar as entradas não altera o nível de consenso, i.e. $C(x) = C(x, x) = C(x, x, x)$ e assim por diante, consequência de C1;

C6: C satisfaz a propriedade de reciprocidade em relação a uma negação forte N se $C(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(N(x_1), N(x_2), \dots, N(x_n))$.

Exemplificações de operadores de consenso são apresentadas em (BELIAKOV; CALVO; JAMES, 2014) e reportados logo a seguir:

Exemplo 4.1.1. A medida de consenso definida pela expressão

$$C_{SK}(x_1, \dots, x_n) = 1 - \frac{2}{n^2} \sum_{i \neq j, i, j=1}^n (x_i - x_j)^2 \quad (14)$$

está baseada na média aritmética da distância entre pares de valores fuzzy distintos, sendo a distância $d(x, y) = (x - y)^2$ considerada.

Outra função que modela uma medida de consenso dada por

$$C_T(x_1, \dots, x_n) = 1 - \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \log_2(1 - |x_i - x_j|) \quad (15)$$

sendo considerada, neste outro caso, a distância $d(x, y) = |x - y|$. E, ambos exemplos de operadores de consenso C_{SK} e C_T verificam A_k , para $k \in \{3, 4, 5, 6\}$.

4.2 Propriedades de Medidas de Consenso Fuzzy

Nesta seção apresentam-se propriedades (soma convexa e função conjugada) preservadas pela medida de consenso sobre conjuntos fuzzy.

4.2.1 Somas Convexas de Medidas de Consenso Fuzzy

Esta seção mostra que a partir da soma convexa de duas medidas de consenso C_1 e C_2 pode-se obter a função C_λ , consistindo em uma nova medida de consenso, preservando as principais propriedades satisfeitas por ambos operadores C_1 e C_2 .

Proposição 4.2.1. *Sejam $C_1, C_2 : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ medidas de consenso que satisfazem C3, C4, C5 e C6. Então, tem-se que*

$$C_\lambda(x_1, \dots, x_n) = \lambda C_1(x_1, \dots, x_n) + (1 - \lambda) C_2(x_1, \dots, x_n) \quad (16)$$

é também uma medida de consenso em $[0, 1]$ que satisfaz C3, C4, C5 e C6.

Proof. Sejam C_1, C_2 medidas de consenso em $[0, 1]$. Então, tem-se que:

$$\text{C1: } C_\lambda(a_1, \dots, a) = \lambda C_1(a_1, \dots, a) + (1 - \lambda) C_2(a_1, \dots, a) = \lambda \cdot 1 + (1 - \lambda) \cdot 1 = 1;$$

$$\text{C2: } C_\lambda(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = \lambda C_1(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) + (1 - \lambda) C_2(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = C_\lambda(x_{(1)}, \dots, x_{(n)});$$

C3: Sejam $A_i \in A_0, A_x$, e $\forall i \in \mathbb{N}_n^*$ tem-se a igualdade dos seguintes conjuntos $\#\{i \in \mathbb{N}_n^* : A_i = A_0\} = \#\{i \in \mathbb{N}_n^* : A_i = A_x\} = \frac{n}{2}$. Então, por (C3) $C_1(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = C_2(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = 0$. Logo, tem-se que $C_\lambda(A_1, \dots, A_n) = \lambda C_1(x_1, \dots, x_n) + 1 - \lambda C_2(x_1, \dots, x_n) = \lambda \cdot 0 + (1 - \lambda) \cdot 0 = 0$;

$$\begin{aligned} \text{C4: } C_\lambda(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n) &= \\ &= \lambda C_1(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n) + (1 - \lambda) C_2(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n) \\ &= \lambda C_1(x_1, \dots, x_n) + (1 - \lambda) C_2(x_1, \dots, x_n); \end{aligned}$$

$$\text{C5: } C_\lambda(x, \dots, x) = \lambda C_1(x, \dots, x) + (1 - \lambda) C_2(x, \dots, x) = \lambda C_1(x) + (1 - \lambda) C_1(x) = C_\lambda(x);$$

$$\begin{aligned} \text{C6: } C_\lambda(N(x_1), \dots, N(x_n)) &= \lambda C_1(N(x_1), \dots, N(x_n)) + (1 - \lambda) C_2(N(x_1), \dots, N(x_n)) \\ &= \lambda C_1(x_1, \dots, x_n) + (1 - \lambda) C_2(x_1, \dots, x_n) = C_\lambda(x_1, \dots, x_n). \end{aligned}$$

Portanto, a Proposição 4.2.1 está verificada. □

4.2.2 Conjugação e Operadores de Medidas Fuzzy

Esta seção considera um automorfismo ϕ , definindo o operador $\phi - C$ como um construtor de novas medidas de consenso, preservando as propriedades verificadas pela medida de consenso C .

Proposição 4.2.2. *Seja $\phi \in \text{Aut}([0, 1])$. Se $C : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ é uma medida de consenso, então a sua conjugada $C^\phi : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ define uma medida de consenso se C verifica C3, C4 e C5.*

Proof. Seja $\phi \in \text{Aut}([0, 1])$. Tem-se então os seguintes resultados:

$$\text{C1: } C^\phi(0, \dots, 0) = \phi^{-1}(C(\phi(0), \dots, \phi(0))) = \phi^{-1}C(0, \dots, 0) = \phi^{-1}(0) = 0;$$

$$\text{C2: } C^\phi(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = \phi^{-1}(C(\phi(x_1), \dots, \phi(x_n))) = C^\phi(x_1, \dots, x_n);$$

$$\text{C3: } \text{Sejam } x_i \in \{0, 1\} \text{ e } \forall i \in \mathbb{N}_n^*, \#\{i \in \mathbb{N}_n^* : x_i = 0\} = \#\{i \in \mathbb{N}_n^* : x_i = 1\} = \frac{n}{2};$$

$$\begin{aligned} C^\phi(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) &= C^\phi(0, 0, \dots, 1, 1) \\ &= \phi^{-1}(C(\phi(0), \phi(0), \dots, \phi(1), \phi(1))) \\ &= \phi^{-1}C(0, 0, \dots, 1, 1) = \phi^{-1}(0) = 0; \end{aligned}$$

$$\text{C4: } C^\phi(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n) = \phi^{-1}(C(\phi(x_1), \dots, \phi(x_n), \dots, \phi(x_1), \dots, \phi(x_n))) = \phi^{-1}(C(\phi(x_1), \dots, \phi(x_n))) = C^\phi(x_1, \dots, x_n);$$

$$\text{C5: } C^\phi(x, \dots, x) = \phi^{-1}(C(\phi(x), \dots, \phi(x))) = \phi^{-1}(C(\phi(x))) = C^\phi(x);$$

Portanto a Proposição 4.2.2 está verificada. □

4.3 Medidas de Consenso via Funções de Equivalência Restritas

O Teorema 4.3.1 introduz o operador $C_{A,f}$ para construir de medidas de consenso baseadas em funções de agregações e funções de equivalência restritas.

Teorema 4.3.1. *Sejam $f : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ um função de equivalência restrita para uma negação N e A uma função de agregação estendida verificando as propriedades A3, A4, A5 e A6. A função $C_f : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ dada pela expressão*

$$C_{A,f}(x_1, \dots, x_n) = A(f(x_{(1)}, x_{(n)}), \dots, f(x_{(n)}, x_{(1)})) = A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) \quad (17)$$

define um medida de consenso em $[0, 1]$ que satisfaz C3, C4, C5 e C6, com respeito a N .

Proof. Seja $f : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ um função de equivalência restrita, logo f verifica as propriedades REF1-REF5. E, seja A uma agregação verificando as propriedades A3, A4, A5 e A6. Então, tem-se os seguintes resultados:

$$\text{C1: } C_{A,f}(a, \dots, a) = A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = A(f(a, a), \dots, f(a, a)) = A(1, \dots, 1) = 1;$$

$$\text{C2: } C_{A,f}(1, 0) = A(f(1, 0) + f(0, 1)) = A(0 + 0) = A(0) = 0;$$

$$\text{C3: } \mathcal{C}_{A,f}(x_1, \dots, x_n) = A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = A_{i=1}^n f(x_i, x_{n-i+1}) = \mathcal{C}_{A,f}(x_1, x_2, \dots, x_n);$$

$$\text{C4: Se } x_i \in \{1, 0\}, \forall i \in \mathbb{N}_n^*, \#\{i \in \mathbb{N}_n^* : x_i = 0\} = \#\{i \in \mathbb{N}_n^* : x_i = 1\}, \text{ tem-se}$$

$$\begin{aligned} \mathcal{C}_{A,f}(x_1, \dots, x_n) &= \mathcal{C}_{A,f}(x_1, \dots, x_n) = \\ &= \mathcal{C}_{A,f}(0, \dots, 0, 1, \dots, 1) = A_{i=1}^n f(0, 1) = A(0, \dots, 0) = 0; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{C5: } \mathcal{C}_{A,f}(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n) &= A_{i=1}^{kn} f(x_{(i)}, x_{(kn-i+1)}) \\ &= (A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) + A_{i=n+1}^{2n} f(x_{(i)}, x_{(2n-i+1)}) + \dots + A_{i=kn-n+1}^{kn} f(x_{(i)}, x_{(kn-i+1)})) \\ &= (A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) + A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) + \dots + A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)})) \\ &= A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = \mathcal{C}_{A,f}(x_i, \dots, x_n); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{C6: } \mathcal{C}_{A,f}(N(x_1), \dots, N(x_n)) &= A_{i=1}^n f(N(x_{(n-i+1)}), N(x_{(i)})) \\ &= A_{i=1}^n f(N(x_{(i)}), N(x_{(n-i+1)})) = A_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = \mathcal{C}_{A,f}(x_1, \dots, x_n) \end{aligned}$$

Portanto o Teorema 4.3.1 está verificado. □

As proposições logo a seguir apresentam medidas de consenso que consideram a média aritmética e a média exponencial como agregadores dos valores fuzzy obtidos a partir de uma REF.

Proposição 4.3.1. *Seja $f : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ um função de equivalência restrita com respeito a uma negação N . A função $C_{AM,f} : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ definida por*

$$C_{AM,f}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) \quad (18)$$

define um medida de consenso que verifica C3, C4, C5 e C6, com respeito a N .

Proof. Seja $f : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ um função de equivalência restrita. Logo, tem-se que:

$$\text{C1: } C_{AM,f}(a, \dots, a) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(a, a) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1 = \frac{n}{n} = 1;$$

$$\text{C2: } C_{AM,f}(1, 0) = \frac{1}{2}(f(1, 0) + f(0, 1)) = \frac{1}{2}(0 + 0) = 0;$$

$$\begin{aligned} \text{C3: } C_{AM,f}(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_i, x_{n-i+1}) = C_{AM,f}(x_1, x_2, \dots, x_n); \end{aligned}$$

C4: Sejam $x_i \in \{1, 0\}$ e $\forall i \in \mathbb{N}_n^*$, $\#\{i \in \mathbb{N}_n^* : x_i = 0\} = \#\{i \in \mathbb{N}_n^* : x_i = 1\}$. Logo,

$$\begin{aligned} C_{AM,f}(x_1, \dots, x_n) &= C_{AM,f}(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = C_{AM,f}(0, \dots, 0, 1, \dots, 1) = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(0, 1) = \frac{1}{n} \cdot 0 = 0; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{C5: } C_{AM,f}(x_1, \dots, x_n, \dots, x_1, \dots, x_n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{kn} f(x_{(i)}, x_{(kn-i+1)}) = \\ &= \frac{1}{k} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) + \frac{1}{n} \sum_{i=n+1}^{2n} f(x_{(i)}, x_{(2n-i+1)}) + \dots + \frac{1}{n} \sum_{i=kn-n+1}^{kn} f(x_{(i)}, x_{(kn-i+1)}) \right) \\ &= \frac{1}{k} \left(k \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = C(x_i, \dots, x_n); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{C6: } C_{AM,f}(N(x_1), \dots, N(x_n)) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(N(x_{(n-i+1)}), N(x_{(i)})) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(N(x_{(i)}), N(x_{(n-i+1)})) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)}) = C(x_1, \dots, x_n) \end{aligned}$$

Portanto a Proposição 4.3.1 é verificada. $\square$

Proposição 4.3.2. Seja $F : [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$ uma função de equivalência restrita com respeito a uma negação N . A função $C_{\exp_\alpha, F} : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ definida por

$$C_{\exp_\alpha, F}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{\alpha} \ln \sum_{i=1}^n \frac{f(x_{(i)}, x_{(n-i+1)})}{n} \quad (19)$$

define um medida de consenso em $[0, 1]$ que verifica C3, C4, C5 e C6 para N .

Proof. Prova análoga à construída para a Proposição 4.3.1. $\square$

Aplica-se logo a seguir a média aritmética e uma função REF para definir uma nova classe de operadores de consenso fuzzy:

Corolário 4.3.1. *Sejam a função REF $F(x, y) = 1 - |x - y|$ com respeito a N_S e o operador de agregação AM denominado média aritmética. Então, tem-se que $C_{AM,F} :$*

$$\bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$$

$$C_{AM,F}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (1 - |x_{(i)} - x_{(n-i+1)}|) \quad (20)$$

é uma medida de consenso fuzzy que verifica C3, C4 e C5 com respeito a N_S .

Proof. Segue diretamente dos resultados da Proposição 4.3.1. □

E, de forma análoga, considera-se a média exponencial para definir outra nova classe de operadores de consenso fuzzy:

Corolário 4.3.2. *Seja a função REF $F(x, y) = 1 - |x - y|$ e o operador de agregação $\exp_{\alpha}$ denominado média exponencial. Então, tem-se que $C_{AM,\exp_{\alpha}} : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ definida pela expressão*

$$C_{\exp_{\alpha},F}(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{\alpha} \ln \sum_{i=1}^n \frac{e^{1-|x_{(i)}-x_{(n-i+1)}|}}{n} \quad (21)$$

é uma medida de consenso fuzzy que verifica C3, C4 e C5.

Proof. Segue diretamente dos resultados da Proposição 4.3.2. □

5 MEDIDAS DE CONSENSO DE CONJUNTOS FUZZY

A resolução de problema via tomada de decisão baseada em múltiplos critérios frequentemente deve considerar múltiplas alternativas e considerar um grupo de especialistas (MSMCDM - Multiple Experts, Multiple Criteria in Making Decision Problems) expressando suas opiniões sobre tais alternativas para alcançar uma decisão de maior consenso.

Tem-se então especialistas com motivações ou objetivos próprios, abordando o processo de decisão sob ângulos diferentes, mas preservando um interesse comum na seleção da melhor opção. Para tal, buscam expressar suas preferências por meio de um conjunto de avaliações sobre um conjunto de alternativas. Sendo então, neste contexto, relevante o estudo de consenso em grupos, incluindo compreensão de experiências de indivíduos dentro destes grupos.

Este capítulo estende a noção de medidas de consenso sobre valores fuzzy para medidas de consenso sobre conjuntos fuzzy. Neste sentido, são introduzidas novas metodologias para análise de consenso que não se restringem às medidas sobre dados referentes a relações fuzzy definidas sobre valores fuzzy representados por matrizes de preferências.

Nesta proposta, de forma mais abrangente, as medidas de consenso se referem a etapas anteriores, e se reportam aos conjuntos fuzzy quando da modelagem das funções de pertinência, definindo os conjuntos associados aos atributos do sistema fuzzy visando alcançar a decisão de consenso para um problema em MSMCDM.

Espera-se que, considerando uma maior abstração provida por uma abordagem mais abrangente, possamos colaborar com uma interpretação formal para o estudo de medidas de consenso sobre conjuntos fuzzy. A formalização proposta está baseada em operadores de agregação estendidos, os quais são aplicados não sobre valores fuzzy referentes a um universo não-vazio de dados ordinais χ , mas sobre o conjunto de todos os conjuntos fuzzy definidos sobre este universo.

Nossa principal contribuição é prover uma definição de consenso sobre conjuntos fuzzy, estendendo as propriedades inerentes à definição de uma medida de consenso de valores fuzzy para extensão, este novo contexto, de todos os conjuntos de conjun-

tos fuzzy. E ainda, aplicar esta metodologia para também comparar conjuntos fuzzy, incluindo números fuzzy e/ou as imagens de funções de pertinência associadas a conjuntos fuzzy.

5.1 Definição Axiomática

Seja χ um conjunto de referência e denote como F_χ o conjunto de todos os conjuntos fuzzy em χ . Sejam $A_\emptyset$ e A_χ os conjuntos fuzzy tais que $A_\emptyset(u) = 0$ e $A_\chi(u) = 1$ para todo $u \in \chi$, respectivamente.

Sem perda de generalização, considera-se χ finito, com $\#\chi = n$. Seja A um conjunto fuzzy definido logo a seguir

$$A = \{(u, \mu_A(u)) : \mu_X(u) \in [0, 1], \forall u \in \chi\} \in \mathcal{F}_\chi.$$

Para os valores fuzzy do conjunto A , considera-se a notação $\mu_A(u_i) = x_i \in X$, sempre que $i \in \mathbb{N}_n = \{1, 2, \dots, n\}$ e $X \in F_\chi$. E, seja uma negação fuzzy N , com X^N indicando o correspondente complemento do conjunto fuzzy X , onde $\mu_{X^N}(u_i) = N(\mu_X(u_i)) = N(x_i)$, $\forall u_i \in \chi$ e $i \in \mathbb{N}_n$.

Definição 5.1.1. *Seja N uma negação forte. Uma função $\mathcal{C} : \bigcup_{n=1}^{\infty} F(\chi)^n \rightarrow [0, 1]$ é uma medida de consenso para $F(\chi)$ em relação N se, para cada $X_1, \dots, X_n \in F(\chi)$, as seguintes propriedades são satisfeitas:*

CC1: $\mathcal{C}(X, \dots, X) = 1$;

CC2: $\mathcal{C}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{C}(X_{\sigma(1)}, \dots, X_{\sigma(n)})$, para toda bijeção $\sigma : \{1, \dots, n\} \rightarrow \{1, \dots, n\}$ denominada σ -permutação;

CC3: $\mathcal{C}(X_1, \dots, X_n) = 0$, sempre que $X_i \in \{X_\emptyset, X_\chi\}$, $i \in \{1, \dots, n\}$ e tem-se que $\#\{i \in \{1, \dots, n\} : X_i = X_\emptyset\} = \#\{i \in \{1, \dots, n\} : X_i = X_\chi\}$;

CC4: $\mathcal{C}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{C}(X_1, \dots, X_n, \dots, X_1, \dots, X_n)$;

CC5: $\mathcal{C}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{C}(X_1^N, \dots, X_n^N)$.

As propriedades acima estendem as propriedades apresentadas na Seção 4.2.

5.2 Caracterização de Medidas de Consenso de Conjuntos Fuzzy

Nesta seção caracterizamos as medidas de consenso de conjuntos fuzzy a partir da agregação de um conjunto de medidas de consenso fuzzy, considerando a aplicação de uma função de agregação estendida.

Proposição 5.2.1. *Sejam A um operador de agregação estendido, $\chi = \{u_1, \dots, u_m\}$ um conjunto finito χ com $\#\chi = m$, N uma negação forte e uma medida de consenso $\mathcal{C} : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ referente à N verificando C3, C4 e C5. Então, tem-se que a função, $\mathcal{C}_A : \bigcup_{n=1}^{\infty} F(X)^n \rightarrow [0, 1]$ definida por*

$$\mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n) = A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) \quad (22)$$

consiste em uma medida de consenso em $F(\chi)$ relativa à negação forte N que também verifica as propriedades CC3, CC4 e CC5.

Proof. Sejam A um operador de agregação estendido verificando a simetria e uma medida de consenso $\mathcal{C} : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ verificando C3, C4 e C5.

$$\begin{aligned} \text{CC1: } \mathcal{CC}_A(X, \dots, X) &= A(C(X(u_1), \dots, X(u_1)), \dots, C(X(u_m), \dots, X(u_m))) \\ &= A(C(x_1, \dots, x_1), \dots, C(x_m, \dots, x_m)) \\ &= A(1, \dots, 1) = 1; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{CC2: } \mathcal{CC}_A(X_{\sigma(1)}, \dots, X_{\sigma(n)}) &= \\ &= A(C(X_{\sigma(1)}(u_1), \dots, X_{\sigma(n)}(u_1)), \dots, C(X_{\sigma(1)}(u_m), \dots, X_{\sigma(n)}(u_m))) \\ &= A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) = \\ &= \mathcal{C}(X_1, \dots, X_n); \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{CC3: Se } X_i \in \{X_\emptyset, X_\chi\}, i \in \{1, \dots, n\}, \#\{i \in \{1, \dots, n\} : X_i = X_\emptyset\} &= \#\{i \in \\ \{1, \dots, n\} : X_i = X_\chi\} \text{ então, por CC2 segue que} \\ \mathcal{CC}_{AA}(X_1, \dots, X_n) &= A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) \\ &= A(C((u_1), \dots, (u_m)), \dots, C(\emptyset(u_1), \dots, \chi(u_n))) \\ &= A(C(0, \dots, 1), \dots, C(0, \dots, 1)) = A(0, \dots, 0) = 0; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{CC4: } \mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n, \dots, X_1, \dots, X_n) &= \\ &= A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \\ &\quad \vdots \\ &\quad (C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m)), \dots, X_1(u_m), \dots, X_n(u_m)) \\ &= A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) = \mathcal{C}_A(X_1, \dots, X_n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{CC5: } \mathcal{CC}_A(X_1^N, \dots, X_n^N) &= \mathcal{C}(X_1^N(u_1), \dots, X_n^N(u_1), \dots, \mathcal{C}(X_1^N(u_m), \dots, X_n^N(u_m))) \\ &= \mathcal{C}(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1), \dots, \mathcal{C}(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) \end{aligned}$$

Portanto, conclui-se que a Proposição 5.2.1 é verificada. □

5.3 Somas Convexas de Medidas de Consenso em conjuntos fuzzy

Mostra-se nas próximas proposições que soma convexa de medidas de consenso sobre conjuntos fuzzy é também uma medida de consenso sobre conjuntos fuzzy, e relacionamos somas convexas de medidas de consenso em $\bigcup_{i=1}^{\infty} [0, 1]^n$.

Proposição 5.3.1. *Sejam A um operador de agregação estendido, $\chi = \{u_1, \dots, u_m\}$ um conjunto finito com $\#\chi = m$, N uma negação forte e duas medidas de consenso CC_A e $CC_B : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ verificando CC3, CC4 e CC5, referente à negação N .*

Então, tem-se que a função, $CC_{\lambda} : \bigcup_{n=1}^{\infty} F(\chi)^n \rightarrow [0, 1]$ definida por

$$CC_{\lambda}(X_1, \dots, X_n) = \lambda CC_A(X_1, \dots, X_n) + (1 - \lambda) CC_B(X_1, \dots, X_n) \quad (23)$$

é uma medida de consenso em $F(\chi)$ relativa à negação forte N que também verifica CC3, CC4 e CC5 se, e somente se $\lambda C_A = \lambda C_B$.

Proof. Sejam A um operador de agregação estendido e $C : \bigcup_{i=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma medida de consenso tal que $\lambda C_A = \lambda C_B$ verificando C3, C4 e C5. Então, seguem os resultados:

$$\text{CC1: } CC_{\lambda}(X, \dots, X) = \lambda CC_A(X, \dots, X) + (1 - \lambda) CC_B(X, \dots, X)$$

$$\begin{aligned} &= \lambda A(C(X(u_1), \dots, X(u_1)), \dots, C(X(u_m), \dots, X(u_m))) + \\ &\quad + (1 - \lambda) B(C(X(u_1), \dots, X(u_1)), \dots, C(X(u_m), \dots, X(u_m))) \\ &= \lambda A(1, \dots, 1) + (1 - \lambda) B(1, \dots, 1) = \lambda 1 + (1 - \lambda) 1 = 1; \end{aligned}$$

$$\text{CC2: } CC_{\lambda}(X_{\sigma(1)}, \dots, X_{\sigma(n)}) = \lambda CC_A(X_{\sigma(1)}, \dots, X_{\sigma(n)}) + (1 - \lambda) CC_B(X_{\sigma(1)}, \dots, X_{\sigma(n)})$$

$$\begin{aligned} &= \lambda A(C(X_{\sigma(1)}(u_1), \dots, X_{\sigma(n)}(u_1)), \dots, C(X_{\sigma(1)}(u_m), \dots, X_{\sigma(n)}(u_m))) + \\ &\quad + (1 - \lambda) B(C(X_{\sigma(1)}(u_1), \dots, X_{\sigma(n)}(u_1)), \dots, C(X_{\sigma(1)}(u_m), \dots, X_{\sigma(n)}(u_m))) \\ &= \lambda A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) + \\ &\quad + (1 - \lambda) A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) \\ &= \lambda CC_A(X_1, \dots, X_n) + (1 - \lambda) CC_B(X_1, \dots, X_n) = CC_{\lambda}(X_1, \dots, X_n); \end{aligned}$$

$$\text{CC3: Se } X_i \in \{X_{\emptyset}, X_{\chi}\}, i \in \{1, \dots, n\} \text{ e } \#\{i \in \{1, \dots, n\} : X_i = X_{\emptyset}\} = \#\{i \in$$

$\{1, \dots, n\} : X_i = X_\chi\}$ então, by C3 segue que

$$\begin{aligned}\mathcal{CC}_\lambda(\emptyset, \dots, \chi) &= \lambda A(C(\emptyset(u_1), \dots, \chi(u_m)), \dots, C(\emptyset(u_1), \dots, \chi(u_n))) + \\ &\quad + (1 - \lambda) B(C(\emptyset(u_1), \dots, \chi(u_m)), \dots, C(\emptyset(u_1), \dots, \chi(u_n))) \\ &= \lambda A(C(0, \dots, 1), \dots, C(0, \dots, 1)) + (1 - \lambda) B(C(0, \dots, 1), \dots, C(0, \dots, 1)) \\ &= \lambda A(0, \dots, 0) + (1 - \lambda) A(0, \dots, 0) = \lambda 0 + (1 - \lambda) 0 = 0;\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{CC4: } \mathcal{CC}_\lambda((X_1, \dots, X_n, \dots, X_1, \dots, X_n) &= \\ &= \lambda A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)) + \\ &\quad (1 - \lambda) B(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, X_1(u_1), \dots, X_n(u_1))), \\ &\quad \vdots \\ &\quad \lambda (C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) + \\ &\quad (1 - \lambda) B(C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m)), \dots, X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))), \\ &= \lambda A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) + \\ &\quad + (1 - \lambda) A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) \\ &= \lambda \mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n) + (1 - \lambda) \mathcal{CC}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{CC}_\lambda(X_1, \dots, X_n);\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\text{CC5: } \mathcal{CC}_\lambda((X_1^N, \dots, X_n^N) &= \lambda \mathcal{CC}_A(X_1^N, \dots, X_n^N) + (1 - \lambda) \mathcal{CC}_B(X_1^N, \dots, X_n^N) \\ &= \lambda A(C(X_1^N(u_1), \dots, X_n^N(u_1)), \dots, C(X_1^N(u_m), \dots, X_n^N(u_m))) + \\ &\quad (1 - \lambda) B(C(X_1^N(u_1), \dots, X_n^N(u_1)), \dots, C(X_1^N(u_m), \dots, X_n^N(u_m))) \\ &= \lambda A(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) + \\ &\quad (1 - \lambda) B(C(X_1(u_1), \dots, X_n(u_1)), \dots, C(X_1(u_m), \dots, X_n(u_m))) \\ &= \lambda \mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n) + (1 - \lambda) \mathcal{CC}_B(X_1, \dots, X_n) \\ &= \mathcal{CC}_\lambda(X_1, \dots, X_n).\end{aligned}$$

E portanto, provamos a Proposição 5.3.1. □

As propriedades de homogeneidade e comonotonicidade aditiva garantem que podemos comutar a soma convexa entre medidas de consenso fuzzy e medidas de consenso sobre conjuntos fuzzy. Este resultado está formalizado na proposição logo a seguir:

Proposição 5.3.2. *Sejam $A : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ um operador de agregação estendido que verifica Ak para $k \in \{3, 4, 5, 6, 7\}$, $\chi = \{u_1, \dots, u_m\}$ um conjunto finito com $\#\chi = m$, N uma negação forte e uma medida de consenso $\mathcal{CC}_{A\lambda} : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ verificando as propriedades CC3, CC4 e CC5, referente à negação N . Então, tem-se*

o resultado a seguir:

$$\mathcal{CC}_{A\lambda}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{CC}_{\lambda A}(X_1, \dots, X_n). \quad (24)$$

Proof. De acordo com as condições apresentadas, tem-se que:

$$\begin{aligned} \mathcal{CC}_{A\lambda}(X_1, \dots, X_n) &= \lambda \mathcal{CC}(X_1, \dots, X_n) + (1 - \lambda) \mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n) = \\ &= \lambda A(C(X_1, \dots, X_n)) + (1 - \lambda) A(C(X_1, \dots, X_n)) \\ &= A(\lambda^k C(X_1, \dots, X_n)) + A((1 - \lambda)^k C(X_1, \dots, X_n)) \\ &= A(\lambda^k \mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n)) + (1 - \lambda)^k \mathcal{CC}_A(X_1, \dots, X_n) \\ &= \mathcal{CC}_{\lambda A}(X_1, \dots, X_n) \end{aligned}$$

E, Proposição 5.3.2 está provada. $\square$

Corolário 5.3.1. *Sejam a média aritmética estendida AM , $\chi = \{u_1, \dots, u_m\}$ um conjunto finito com $\#\chi = m$, N uma negação forte e uma medida de consenso $C : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ referente à negação N . Então, tem-se*

Corolário 5.3.2. *Sejam a expressão estendida do agregador média exponencial $\exp_{\alpha}$ definida pela Eq.(7), com $\chi = \{u_1, \dots, u_m\}$ um conjunto finito com $\#\chi = m$, N uma negação forte e $C : \bigcup_{n=1}^{\infty} [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma medida de consenso verificando $CC3$, $CC4$ e ainda $CC5$ referente à negação N . Então, tem-se*

$$\mathcal{CC}_{\exp_{\alpha}\lambda}(X_1, \dots, X_n) = \mathcal{CC}_{\lambda\exp_{\alpha}}(X_1, \dots, X_n). \quad (25)$$

Proof. Segue também diretamente da Proposição 5.3.2, pois o operador de agregação $\exp_{\alpha}$ verifica cada propriedade Ak , para $k \in \{3, 4, 5, 6, 7\}$. $\square$

6 MODELAGEM DO CONTROLADOR FUZZY EXEHDA-RR

Neste capítulo é detalhado o modelo, apresenta-se a estruturação dos conjuntos fuzzy, as principais caracterizações para os controladores fuzzy: T1FL EXEHDA-RR e T2FL EXEHDA-RR, assim como a análise do consenso fuzzy em cada abordagem. Também são definidas as regras de inferência e como os dados do *Dataset* foram normalizados.

6.1 Estruturação dos Conjuntos Fuzzy e Análise de Consenso

No processo de classificação de recursos, que visa satisfazer a solicitação do usuário, a avaliação dos atributos de QoS é uma etapa desafiadora. A definição do grau de importância dos atributos de QoS pelo cliente é uma atividade que depende da experiência e do conhecimento de cada um. O tratamento da incerteza na definição das preferências e o emprego das preferências na construção dinâmica de regras são algumas das contribuições deste trabalho.

Na proposta EXEHDA-RR, os atributos de QoS dos recursos são normalizados e submetidos como entrada no sistema fuzzy, sendo então definidos os conjuntos fuzzy aplicando funções trapezoidais. Após o processamento das regras, definem-se os correspondentes pesos para cada um dos recursos. Este parâmetro indica a relevância do recurso, sendo interpretado pelas seguintes variáveis linguísticas: B (Baixo), M (Médio) ou A (Alto). O resultado obtido pela defuzzificação é obtido pelo método do centroide, como proposto por (KARNIK; MENDEL, 2001). Os recursos são classificados em ordem decrescente do valor defuzzificado.

Os sistemas fuzzy dos modelos EXEHDA-RR T1FL e T2FL são ambos construídos considerando 3 entradas e 1 saída, utilizando o *framework Juzzy Toolkit* (WAGNER; PIERFITT; MCCULLOCH, 2014). As entradas representam atributos de QoS e a saída o peso de importância para o recurso avaliado.

Cada linha no *dataset* QWS corresponde a uma implementação de serviço da Web existente. O conjunto de dados contém uma coleção de serviços da Web do repositório de serviços que foram monitorados continuamente para determinadas qualidades de

serviço (AL-MASRI; MAHMOUD, 2007). A tabela 1 apresenta a relação de atributos de qualidade (QoS) selecionados do *dataset* QWS e uma breve descrição sobre eles.

Tabela 1 – Atributos selecionados do dataset QWS

Atributo	Descrição	Uni
RT:Response Time	Tempo do envio de uma requisição e receber sua resposta	ms
AV:Availability	Número de invocações corretas/total invocações	%
TH:Throughput	Total de invocações por um determinada período	%
ID:Identificador	Identificador Único em substituição do URI	-

Na Tabela 2 são apresentadas as Variáveis Linguísticas (VL) utilizadas nos Termos Linguísticos (TL) de entrada, RT (*Response Time*), AV (*Availability*) e TH (*Throughput*) e de saída, Peso, representando a relevância do recurso para o cliente. Cada Termo Linguístico possui 3 VL (Baixo, Médio, Alto), identificando os conjuntos fuzzy que representam a relevância do atributo de QoS. A Tabela 2 contém os números fuzzy trapezoidais para cada uma das três variáveis linguísticas.

Tabela 2 – Relevância das entradas

Var. Linguística	Número Fuzzy
A - Alto	(62, 100, 100)
M - Médio	(37, 52, 62, 77)
B - Baixo	(0, 0, 32, 52)

Tabela 3 – Relevância da saída

Var. Linguística	Número Fuzzy
A - Alto	(52, 82, 100, 100)
M - Médio	(12, 42, 57, 87)
B - Baixo	(0, 0, 22, 47)

A descrição gráfica das funções de pertinência de cada atributo modelando as três variáveis linguísticas está representada na Figura 10 e são detalhadas na sequência.



Figura 10 – Representação gráfica dos Conjuntos Fuzzy de entrada e saída

O tamanho da mancha (*FOU -Footprint of Uncertainty*) foi definido utilizando o parâmetro $c \in [0,1]$ definido em (ALADI; WAGNER; GARIBALDI, 2014). Sendo que $c = 0$ representa um conjunto fuzzy tipo 1 com a função de pertinência original, enquanto $c = 1$ resulta em uma FOU muito larga. As funções de pertinência fuzzy tipo 2 foram especificadas tendo por base o parâmetro de incerteza “c”. A partir das funções de pertinência tipo 1 foram utilizadas as equações Eq.(26) e Eq.(27) para definir os limites

inferiores e superiores.

$$\bar{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \min \left[\mu_A(x) + \frac{c}{2}, 1.0 \right] \quad (26)$$

$$\underline{\mu}_{\tilde{A}}(x) = \min \left[\max \left[\mu_A(x) - \frac{c}{2}, 0 \right] - c \right] \quad (27)$$

6.2 EXEHDA-RR: Modelo T1FL

A modelagem do componente T1FL EXEHDA-RR, um controlador fuzzy para o EXEHDA-RR, foi elaborada visando colaborar no processo de classificação dos recursos que satisfazem a requisição de usuários, considerando a avaliação dos atributos de QoS e, conseqüente, a definição do grau de importância dos atributos de QoS pelo usuário e/ou administradores da infraestrutura computacional.

A construção do modelo T1FL EXEHDA-RR se caracteriza como um componente considerando a incerteza e imprecisão desde sua modelagem, considerando a opinião de especialistas quanto a avaliação de 3 múltiplos critérios para seleção de recursos em IoT.

Neste contexto, dependendo da experiência e conhecimento destes especialistas, podem ocorrer divergências nas definições dos valores dos atributos de QoS. Justificamos assim a aplicação de medidas de consenso fuzzy para análise da coerência/-coesão dos dados fuzzy gerados quando da modelagem de controlador EXEHDA-RR T1FL.

Neste trabalho, o modelo T1FL para EXEHDA-RR visa tratar estas incertezas com o emprego de sistema de inferência baseado em lógica fuzzy (T1FL). E, o consenso é usado para avaliar os conjuntos fuzzy que estão interpretando as variáveis linguísticas dos atributos selecionados.

Esta seção primeiramente descreve a modelagem das funções de pertinência para os três atributos de entrada e o atributo de saída, retornando o peso de cada serviço requisitado.

6.2.1 EXEHDA-RR T1FL: Definição e Representação dos Conjuntos Fuzzy

Esta seção apresenta a definição e representação gráfica para os conjuntos fuzzy modelando ambas variáveis, de entrada e de saída.

6.2.1.1 Variáveis de Entrada

A modelagem fuzzy para variáveis de entrada considera os seguintes atributos:

- Tempo de Resposta - *Response Time* (RT) interpretando o tempo entre o envio de uma requisição e o recebimento de resposta quanto a solicitação enviada

- Taxa de Transferência- *Throughput* (TH) descrevendo o total de invocações de serviço por um determinado período.
- Disponibilidade - *Availability* (AV) refere-se a probabilidade de que um sistema esteja funcionando e pronto para uso em um dado instante de tempo.

Estes três atributos são modelados por três termos linguísticos, Baixo, Médio e Alto.

Assim, para o universo $\chi = \{u_1, \dots, u_{100}\}$, tem-se os valores fuzzy $x_i = \mu_A(u_i)$, $\forall i \in \mathbb{N}_{100}$, dos conjuntos fuzzy associados aos atributos RT , TH e AV , sendo estes definidos pelas funções de pertinência dadas pelas equações logo abaixo:

$$\mu_{A_{in}}(u) = \mu_{RT_A}(u) = \mu_{TH_A}(u) = \mu_{AV_A}(u) \Rightarrow \mu_{A_{in}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 62; \\ \frac{u-62}{38}, & \text{se } 62 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{M_{in}}(u) = \mu_{RT_M}(u) = \mu_{TH_M}(u) = \mu_{AV_M}(u) \Rightarrow \mu_{M_{in}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 37; \\ \frac{u-37}{15}, & \text{se } 37 \leq u \leq 52; \\ 1, & \text{se } 52 \leq u \leq 62; \\ \frac{77-u}{15}, & \text{se } 62 \leq u \leq 77; \\ 0, & \text{se } 77 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{B_{in}}(u) = \mu_{RT_B}(u) = \mu_{TH_B}(u) = \mu_{AV_B}(u) \Rightarrow \mu_{B_{in}}(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } 1 \leq u \leq 32; \\ \frac{52-u}{20}, & \text{se } 32 \leq u \leq 52; \\ 0, & \text{se } 52 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

E, a correspondente representação gráfica destes conjuntos fuzzy pode ser analisada na Figura 11.

Os três conjuntos fuzzy são, respectivamente representados pelos seguintes números fuzzy trapezoidais:

$$RT_A = TH_A = AV_A = (62, 100, 100);$$

$$RT_M = TH_M = AV_M = (37, 52, 62, 77);$$

$$RT_B = TH_B = AV_B = (0, 0, 32, 52).$$

6.2.1.2 Variável de Saída

Na modelagem fuzzy para a variável de saída Peso também se considerou três termos linguísticos: alto, médio e baixo. Assim, para o universo $\chi = \{u_1, \dots, u_{100}\}$, tem-se os valores fuzzy $x_i = \mu_A(u_i)$, $\forall i \in \mathbb{N}_{100}$, do conjunto fuzzy associado Peso, sendo estes

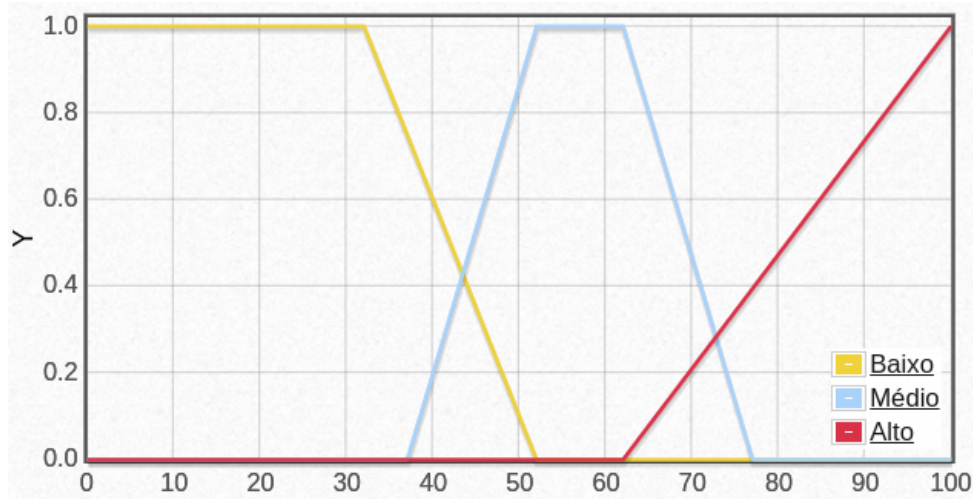


Figura 11 – Números Fuzzy para Atributos RT, TH e AV: Alto, Médio e Baixo.

definidos pelas funções de pertinência dadas pelas equações logo abaixo:

$$\mu_{A_{out}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 52; \\ \frac{u-52}{30}, & \text{se } 52 \leq u \leq 82; \\ 1, & \text{se } 82 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{M_{out}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 12; \\ \frac{u-12}{30}, & \text{se } 12 \leq u \leq 42; \\ 1, & \text{se } 42 \leq u \leq 57; \\ \frac{57-u}{30}, & \text{se } 52 \leq u \leq 87; \\ 0, & \text{se } 87 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{B_{out}}(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } 1 \leq u \leq 22; \\ \frac{22-u}{25}, & \text{se } 22 \leq u \leq 47; \\ 0, & \text{se } 47 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

Os três conjuntos fuzzy são, respectivamente representados pelos seguintes números fuzzy trapezoidais:

$$P_A = (52, 82, 100, 100);$$

$$P_M = (12, 42, 57, 87);$$

$$P_B = (0, 0, 22, 47).$$

E, a correspondente representação gráfica destes conjuntos fuzzy pode ser observada na Figura 12.

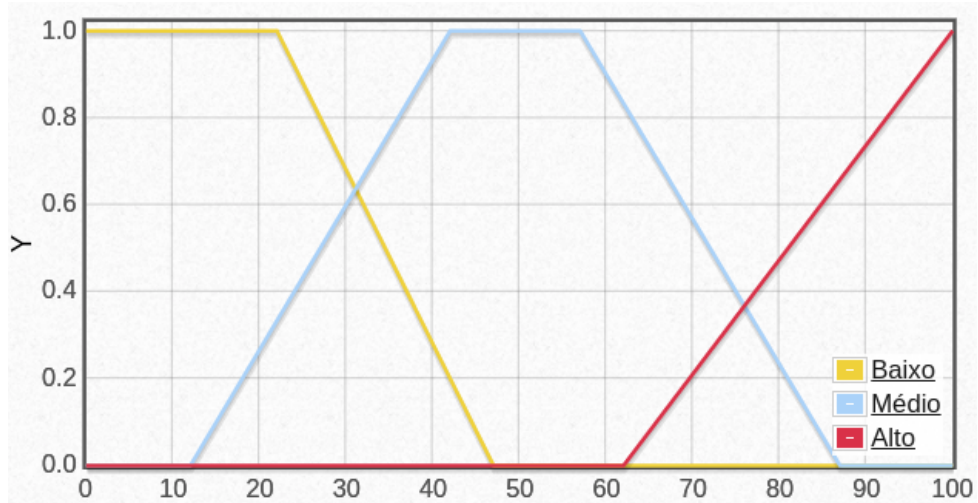


Figura 12 – Números Fuzzy para Atributo de Saída Peso.

6.2.2 T1FL EXEHDA-RR: Análise do Consenso Fuzzy

A análise do consenso no T1FL EXEHDA-RR considera o uso de dois operadores de acordo com a Definição 4.1.1, os quais são descritos e analisados na sequência.

6.2.2.1 Aplicação do Operador de Consenso $C_{AM,f_{mod}}$

Neste caso, considerando o operador definido pela Eq.(20) e considerando a REF dada pela Eq.(10):

$$C_{AM,f_{mod}} = \sum_{i=0}^n 1 - |x_{(i)} - x_{(n-i+1)}|$$

para cálculo da medida de consenso dos valores fuzzy referentes aos atributos RT, TH e LT, assim como o atributo Peso. Segue-se a análise do consenso fuzzy de dados referentes aos atributos RT, TH, AV e Peso. Pela aplicação do operador $C_{AM,f_{mod}}$ obtemos os seguintes resultados:

$$\begin{aligned} (C_{exp,f_{mod}})_A &= 0,6138 & (C_{AM,f_{mod}})_{PA} &= 0,3366 \\ (C_{AM,f_{mod}})_M &= 0,7280 & (C_{AM,f_{mod}})_{PM} &= 0,9023 \\ (C_{AM,f_{mod}})_B &= 0,1623 & (C_{AM,f_{mod}})_{PB} &= 0,3267 \end{aligned}$$

6.2.2.2 Aplicação do Operador de Consenso $C_{exp_{\alpha},f}$

Neste caso, consideramos o operador definido pela Eq.(21) e considerando $\alpha = 1$ para a REF dada pela Eq.(10):

$$C_{exp_{\alpha},f} = \frac{1}{\alpha} \ln \sum_{i=1}^n \frac{e^{1-|x_{(i)}-x_{(n-i+1)}|}}{n}$$

para cálculo da medida de consenso dos valores fuzzy referentes aos atributos RT, TH e AV, assim como a saída Peso. A análise do consenso fuzzy de dados referentes aos atributos RT, TH e AV considerou a aplicação do operador $C_{\exp_\alpha, f}$, e assim obtemos os seguintes resultados:

$$\begin{aligned} (C_{AM, f_{exp}})_A &= \ln(1,9488) = 0,6672 & (C_{AM, f_{exp}})_{PA} &= \ln(1,4948) = 0,4020 \\ (C_{AM, f_{exp}})_M &= \ln(2,1718) = 0,7755 & (C_{AM, f_{exp}})_{PM} &= \ln(2,5327) = 0,9293 \\ (C_{AM, f_{exp}})_B &= \ln(1,2266) = 0,2043 & (C_{AM, f_{exp}})_{PB} &= \ln(1,4918) = 0,3999 \end{aligned}$$

Observamos que os correspondentes valores calculados por ambos operadores foram próximos. Além disso, o maior consenso obtido para ambos operadores foi associado os conjuntos fuzzy com VL “Médio”, facilmente verificado graficamente que apresentam maior simetria. E, o menor consenso foi associado aos conjuntos fuzzy com VL “Baixo”.

6.3 EXEHDA-RR: Modelo T2FL

A modelagem para a extensão intervalar das funções de pertinência segue a mesma metodologia da seção.

6.3.1 Definição dos Conjuntos Fuzzy Tipo-2

De forma análoga ao modelo EXEHDA-RR T1FL, a análise do consenso no EXEHDA-RR T2FL é obtida pela aplicação da Definição 5.1.1, considerando o emprego de dois operadores (média aritmética e média exponencial), os quais são descritos e analisados na sequência.

6.3.1.1 Variáveis de Entrada

A extensão intervalar para a modelagem das variáveis de entrada considera os mesmos atributos do modelo T1FL: RT, TH e AV. Os conjuntos fuzzy superior e inferior são, respectivamente representados pelos seguintes números fuzzy trapezoidais:

$$\begin{aligned} RT_{\bar{A}} &= TH_{\bar{A}} = AV_{\bar{A}} = (56, 100, 100); & RT_{\underline{A}} &= TH_{\underline{A}} = AV_{\underline{A}} = (68, 100, 100); \\ RT_{\bar{M}} &= TH_{\bar{M}} = AV_{\bar{M}} = (31, 46, 68, 83); & RT_{\underline{M}} &= TH_{\underline{M}} = AV_{\underline{M}} = (43, 58, 59, 71); \\ RT_{\bar{B}} &= TH_{\bar{B}} = AV_{\bar{B}} = (0, 0, 38, 58); & RT_{\underline{B}} &= TH_{\underline{B}} = AV_{\underline{B}} = (0, 0, 26, 46). \end{aligned}$$

A representação gráfica dos conjuntos de entrada Alto-Superior ($\bar{A}$), Alto-Inferior ($\underline{A}$), Médio-Superior ($\bar{M}$), Médio-Inferior ($\underline{M}$), Baixo-Superior ($\bar{B}$) e Baixo-Inferior ($\underline{B}$) para T2FL está representada na Figura13.

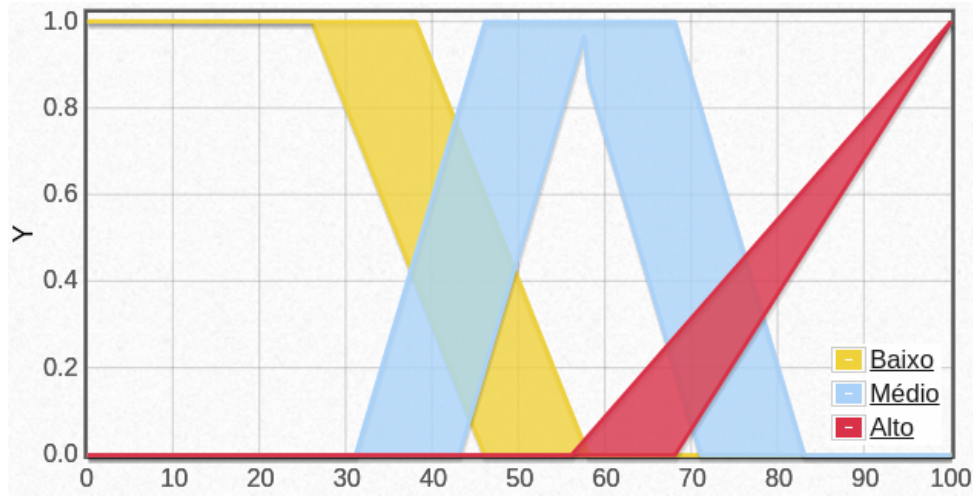


Figura 13 – Números Fuzzy Tipo-2 para Atributos RT, TH e AV

Assim, para o universo $\chi = \{u_1, \dots, u_{100}\}$, tem-se os valores fuzzy $x_i = \mu_A(u_i)$, $\forall i \in \mathbb{N}_{100}$, dos conjuntos fuzzy associados aos atributos RT , TH e AV , sendo estes definidos pelas funções de pertinência dadas pelas equações logo abaixo:

$$\mu_{\bar{A}_{in}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 56; \\ \frac{u-56}{44}, & \text{se } 56 \leq u \leq 100. \end{cases} \quad \mu_{\underline{A}_{in}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 68; \\ \frac{u-68}{32}, & \text{se } 68 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{M}_{in}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 31; \\ \frac{u-31}{15}, & \text{se } 31 \leq u \leq 46; \\ 1, & \text{se } 46 \leq u \leq 68; \\ \frac{83-u}{15}, & \text{se } 68 \leq u \leq 83; \\ 0, & \text{se } 83 \leq u \leq 100. \end{cases} \quad \mu_{\underline{M}_{in}}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 43; \\ \frac{u-43}{15}, & \text{se } 43 \leq u \leq 58; \\ 1, & \text{se } 58 \leq u \leq 59; \\ \frac{71-u}{12}, & \text{se } 59 \leq u \leq 71; \\ 0, & \text{se } 71 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{B}_{in}}(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq u \leq 38; \\ \frac{58-u}{20}, & \text{se } 38 \leq u \leq 58; \\ 0, & \text{se } 58 \leq u \leq 100. \end{cases} \quad \mu_{\underline{B}_{in}}(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq u \leq 26; \\ \frac{46-u}{20}, & \text{se } 26 \leq u \leq 46; \\ 0, & \text{se } 46 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

6.3.1.2 Variável de Saída

A extensão intervalar para a modelagem da variável de saída Peso, também possui três variáveis linguísticas: Alto, Médio e Baixo. A Figura 14 representa graficamente os conjuntos fuzzy de saída Alto-Superior ($\bar{A}$), Alto-Inferior ($\underline{A}$), Médio-Superior ($\bar{M}$), Médio-Inferior ($\underline{M}$), Baixo-Superior ($\bar{B}$) e Baixo-Inferior ($\underline{B}$) para os atributo Peso.

Consequentemente, para o universo $\chi = \{u_1, \dots, u_{100}\}$, tem-se os valores fuzzy $x_i = \mu_A(u_i)$, $\forall i \in \mathbb{N}_{100}$, dos conjuntos fuzzy, sendo estes definidos pelas funções de

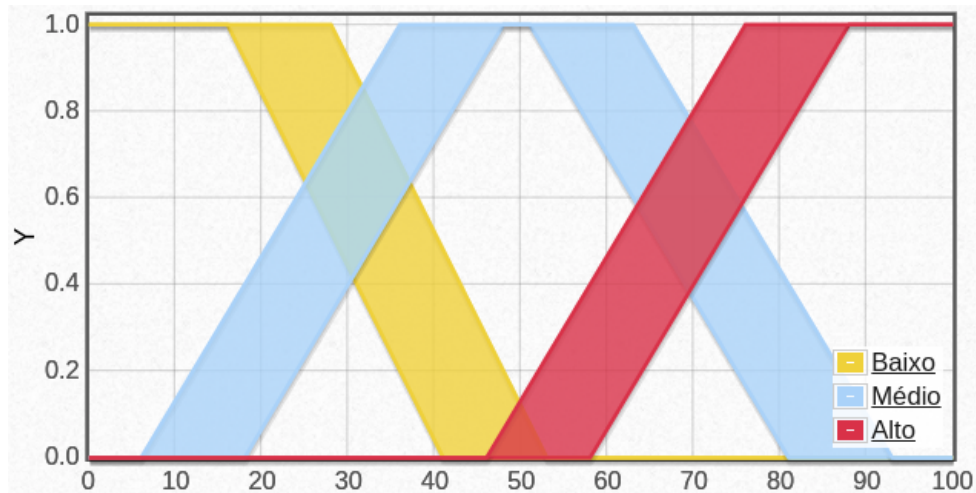


Figura 14 – Números Fuzzy Tipo-2 para Atributo Peso

pertinência dadas pelas equações a seguir:

$$\mu_{\bar{A}out}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 46; \\ \frac{u-76}{30}, & \text{se } 46 \leq u \leq 76; \\ 1, & \text{se } 76 \leq u \leq 100. \end{cases} \quad \mu_{\underline{A}out} = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 58; \\ \frac{u-88}{30}, & \text{se } 58 \leq u \leq 88; \\ 1, & \text{se } 88 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{M}out}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 6; \\ \frac{u-36}{30}, & \text{se } 6 \leq u \leq 36; \\ 1, & \text{se } 36 \leq u \leq 63; \\ \frac{63-u}{30}, & \text{se } 63 \leq u \leq 93; \\ 0, & \text{se } 93 \leq u \leq 100. \end{cases} \quad \mu_{\underline{M}out}(u) = \begin{cases} 0, & \text{se } 0 \leq u \leq 18; \\ \frac{u-48}{30}, & \text{se } 18 \leq u \leq 48; \\ 1, & \text{se } 48 \leq u \leq 51; \\ \frac{51-u}{30}, & \text{se } 51 \leq u \leq 81; \\ 0, & \text{se } 81 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

$$\mu_{\bar{B}out}(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq u \leq 28; \\ \frac{28-u}{25}, & \text{se } 28 \leq u \leq 53; \\ 0, & \text{se } 53 \leq u \leq 100. \end{cases} \quad \mu_{\underline{B}out}(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } 0 \leq u \leq 16; \\ \frac{16-u}{25}, & \text{se } 16 \leq u \leq 41; \\ 0, & \text{se } 41 \leq u \leq 100. \end{cases}$$

Os três conjuntos fuzzy são, respectivamente representados pelos seguintes números fuzzy trapezoidais:

$$P_{\bar{A}} = (46, 76, 100, 100);$$

$$P_{\bar{M}} = (6, 36, 63, 93);$$

$$P_{\bar{B}} = (0, 0, 28, 53);$$

$$P_{\underline{A}} = (58, 88, 100, 100);$$

$$P_{\underline{M}} = (18, 48, 51, 81);$$

$$P_{\underline{B}} = (0, 0, 16, 41).$$

6.3.2 EXEHDA-RR T2FL: Análise do Consenso Fuzzy

Neste caso, são apresentadas as duas abordagens de análise de consenso dadas pelas Definições 4.1.1 e 5.1.1 sendo estas aplicadas às duas classes de agregadores (AM e exp).

6.3.2.1 Aplicação do Operador de Consenso $C_{AM,f_{mod}}$

Neste caso, aplica-se o operador da Eq.(16), reportado logo na sequência:

$$C_{AM,f_{mod}} = \sum_{i=0}^n 1 - |x_{(i)} - x_{(n-i+1)}|.$$

No cálculo da medida de consenso dos valores fuzzy via modelo T2FL do EXEHDA-RR e referentes aos atributos RT, TH , LT e Peso obtemos os seguintes resultados:

$$\begin{array}{ll} (C_{AM,f_{mod}})_{\overline{A}} = 0,5544 & (C_{AM,f_{mod}})_{P\overline{A}} = 0,3392 \\ (C_{AM,f_{mod}})_{\overline{M}} = 0,7227 & (C_{AM,f_{mod}})_{P\overline{M}} = 0,9023 \\ (C_{AM,f_{mod}})_{\overline{B}} = 0,1029 & (C_{AM,f_{mod}})_{P\overline{B}} = 0,2902 \\ (C_{AM,f_{mod}})_{\underline{A}} = 0,6732 & (C_{AM,f_{mod}})_{P\underline{A}} = 0,4356 \\ (C_{AM,f_{mod}})_{\underline{M}} = 0,7775 & (C_{AM,f_{mod}})_{P\underline{M}} = 0,9023 \\ (C_{AM,f_{mod}})_{\underline{B}} = 0,2772 & (C_{AM,f_{mod}})_{P\underline{B}} = 0,4455 \end{array}$$

E, no cálculo da medida de consenso dos conjuntos fuzzy superior e inferior para as mesmas variáveis no Modelo T2FL do EXEHDA-RR, referentes aos mesmos atributos RT, TH , LT e Peso obtemos os seguintes resultados:

$$\begin{array}{ll} (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{\overline{A}\underline{A}} = 0,9405 & (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{P\overline{A}\underline{A}} = 0,6871 \\ (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{\overline{M}\underline{M}} = 0,7772 & (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{P\overline{M}\underline{M}} = 0,3821 \\ (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{\overline{B}\underline{B}} = 0,8811 & (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{P\overline{B}\underline{B}} = 0,7053 \end{array}$$

A observação direta dos dados nos mostra que o consenso dos conjuntos fuzzy definido as cotas superior e inferior é sempre maior que o consenso entre os valores fuzzy de cada conjunto definido pelas variáveis de entrada:

$$\begin{array}{l} (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{\overline{A}\underline{A}} \geq (C_{AM,f_{mod}})_{\overline{A}} \geq (C_{AM,f_{mod}})_{\underline{A}} \\ (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{\overline{M}\underline{M}} \geq (C_{AM,f_{mod}})_{\overline{M}} \geq (C_{AM,f_{mod}})_{\underline{A}} \\ (\mathcal{C}C_{AM,f_{mod}})_{\overline{B}\underline{B}} \geq (C_{AM,f_{mod}})_{\overline{B}} \geq (C_{AM,f_{mod}})_{\underline{A}} \end{array}$$

Observação análoga pode ser aplicada aos conjuntos referentes à variável de saída.

6.3.2.2 Aplicação do Operador de Consenso $C_{\exp_\alpha, f_{mod}}$

Neste caso, aplicamos o operador dado pela Eq.(7) reportada abaixo,

$$C_{\exp_\alpha, f_{mod}} = \frac{1}{\alpha} \ln \sum_{i=1}^n \frac{e^{1-|x_{(i)}-x_{(n-i+1)}|}}{n}$$

sendo que consideramos $\alpha = 1$ para o cálculo da medida de consenso dos valores fuzzy referentes aos atributos RT, TH, AV e Peso. Tem-se os seguintes resultados:

$$\begin{aligned} (C_{\exp, f_{mod}})_{\overline{A}} &= \ln(1, 8300) = 0, 6043 & (C_{AM, f_{exp}})_{P\overline{A}} &= \ln(1, 5041) = 0, 4082 \\ (C_{\exp, f_{mod}})_{\overline{M}} &= \ln(2, 1586) = 0, 7694 & (C_{\exp, f_{mod}})_{P\overline{M}} &= \ln(2, 5327) = 0, 9293 \\ (C_{\exp, f_{mod}})_{\overline{B}} &= \ln(1, 1467) = 0, 1369 & (C_{\exp, f_{mod}})_{P\overline{B}} &= \ln(1, 4328) = 0, 3596 \\ (C_{\exp, f_{mod}})_{\underline{A}} &= \ln(2, 0676) = 0, 7264 & (C_{\exp, f_{mod}})_{P\underline{A}} &= \ln(1, 6649) = 0, 5098 \\ (C_{\exp, f_{mod}})_{\underline{M}} &= \ln(2, 2820) = 0, 8250 & (C_{\exp, f_{mod}})_{P\underline{M}} &= \ln(2, 5327) = 0, 9293 \\ (C_{\exp, f_{mod}})_{\underline{B}} &= \ln(1, 4207) = 0, 3511 & (C_{\exp, f_{mod}})_{P\underline{B}} &= \ln(1, 6959) = 0, 5282 \end{aligned}$$

E, ao comparar as funções superior e inferior que definem cada conjunto fuzzy, obtemos os seguintes resultados (dados à esquerda se reportam às entradas e dados à direita se reportam à saída):

$$\begin{aligned} (\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}})_{\overline{A}\underline{A}} &= \ln(2, 5705) = 0, 9441 & (\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}})_{P\overline{A}\underline{A}} &= \ln(2, 1526) = 0, 7666 \\ (\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}})_{\overline{M}\underline{M}} &= \ln(2, 2568) = 0, 8139 & (\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}})_{P\overline{M}\underline{M}} &= \ln(1, 5950) = 0, 4669 \\ (\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}})_{\overline{B}\underline{B}} &= \ln(2, 4610) = 0, 9005 & (\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}})_{P\overline{B}\underline{B}} &= \ln(2, 1907) = 0, 7842 \end{aligned}$$

Este trabalho definiu medidas de consenso sob dados fuzzy e aplicou na modelagem do EXEHDA-RR, e os resultados encontrados considerando todas as funções avaliadas e os dois operadores estão resumidos nas seguintes tabelas:

(i) Considerando os operadores $\mathcal{C}_{AM, f_{mod}}$ e $\mathcal{CC}_{AM, f_{mod}}$:

Tabela 4 – Análise do $\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}}$ e $\mathcal{CC}_{\exp, f_{mod}}$ para os atributos RT, AV e TH

	A	$\overline{A}$	$\underline{A}$	$\overline{\underline{A}}$
μ_{A_A}	0,6138	0,5544	0,6732	0,9405
μ_{A_M}	0,7280	0,7227	0,7775	0,7772
μ_{A_B}	0,1623	0,1029	0,2772	0,8811

Ao analisarmos as Tabelas 4 e 5 verificamos que a seguinte relação é obtida: $\overline{A} \leq A \leq \underline{A}$. Assim, por esta ordenação de dados para todos os parâmetros avaliados, mostramos que estão preservados valores pontuais na construção da

Tabela 5 – Análise dos operadores $\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}}$ e $\mathcal{CC}_{AM, f_{mod}}$ para o atributo Peso

	A	$\overline{A}$	$\underline{A}$	$\overline{\underline{A}}$
$\mu_{A_{PA}}$	0,3366	0,3392	0,4356	0,6871
$\mu_{A_{PM}}$	0,9023	0,9023	0,9023	0,3821
$\mu_{A_{PB}}$	0,3267	0,2902	0,4455	0,7053

extensão intervalar do modelo EXEHDA-RR. E ainda, verificamos que o operador $\mathcal{CC}_{AM, f_{mod}}$ tem valor de consenso maior que o operador $\mathcal{C}_{AM, f_{mod}}$, para todas variáveis modeladas.

(ii) Considerando os operadores $\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}}$ e $\mathcal{CC}_{\exp, f_{mod}}$:

Tabela 6 – Análise do $\mathcal{C}_{AM, f_{exp}}$ para os atributos RT, AV e TH

	A	$\overline{A}$	$\underline{A}$	$\overline{\underline{A}}$
μ_{A_A}	0,6672	0,6043	0,7264	0,9441
μ_{A_M}	0,7755	0,7694	0,8250	0,8139
μ_{A_B}	0,2043	0,1369	0,3511	0,9005

Tabela 7 – Análise do $\mathcal{C}_{AM, f_{exp}}$ e $\mathcal{CC}_{AM, f_{exp}}$ para o atributo Peso

	A	$\overline{A}$	$\underline{A}$	$\overline{\underline{A}}$
$\mu_{A_{PA}}$	0,4020	0,4082	0,5098	0,7666
$\mu_{A_{PM}}$	0,9293	0,9293	0,9293	0,4669
$\mu_{A_{PB}}$	0,3999	0,3596	0,5282	0,7842

Analogamente, a análise dos dados nas Tabelas 6 e 7 facilmente resulta na seguinte relação: $\overline{A} \geq A \geq \underline{A}$, para todos os parâmetros avaliados. Mostrando que também nestes casos, estão preservadas construções da extensão intervalar do modelo EXEHDA-RR. E ainda, verificamos que o operador $\mathcal{CC}_{\exp, f_{mod}}$ tem valor de consenso maior que o operador $\mathcal{C}_{\exp, f_{mod}}$, para todas variáveis modeladas via EXEHDA-RR.

(iii) E, salienta-se ainda a aproximação dos resultados para os três conjuntos fuzzy (referentes a VL: A, M e B) quando comparadas as duas classes de operadores de agregação aplicados (AM e exp).

6.4 Normalização dos Atributos do *Dataset*

Considerando que, o *dataset* é composto por linhas que representam os recursos e cada coluna um atributo de QoS. É necessário que os atributos sejam normalizados

para posterior entrada no sistema fuzzy. No processo de normalização, o melhor valor de atributo de QoS é normalizado em 100. Esta operação é executada para cada um dos atributos, exceto os que já são modelados de forma normal, como é o caso do atributo AV - Availability.

Para este trabalho, os atributos foram normalizados de acordo com a Eq.(28A) se o critério deve ser maximizado (*Availability* e *Throughput*) ou Eq.(28B) se o critério deve ser minimizado (*Response Time*).

$$h_{i,j} = \left[\frac{v_{i,j}}{\max(v_j)} \right] \qquad h_{i,j} = \left[\frac{\min(v_j)}{v_{i,j}} \right] \qquad (28)$$

6.5 Geração das Regras de Inferência Fuzzy do Modelo

No mapeamento dos conjuntos de entrada/saída foram estabelecidas 27 regras, seguindo a seguinte lógica: 2 ou 3 atributos de QoS com a mesma variável linguística retornam a mesma variável.

A preferência do cliente é informada para três atributos de QoS, o sistema possibilita a utilização de mais atributos, mas a base de regras deve ser aumentada para contemplar todas as condições. Os atributos de QoS são representados por variáveis linguísticas na entrada do sistema fuzzy, com três termos linguísticos cada, resultando 27 regras. Essas regras são sempre processadas, mesmo que o cliente não deseje especificar as preferências, ou seja, todos os atributos de qualidade são importantes. Os atributos RT - Response Time, AV - Availability e TH - Throughput terão o mesmo peso de importância na classificação final. A Figura 15 contém as 27 regras utilizadas pela máquina de inferência fuzzy.

A lógica utilizada na construção das regras é que o menor valor dos termos linguísticos entre as variáveis linguísticas de entrada é utilizado na variável de saída. Ex. A regra 08 pode ser desmembrada da seguinte forma: If RT = Baixo and AV = Alto and TH = Médio then Peso = Baixo. A variável de entrada RT possui o menor termo linguístico (Baixo), este termo é o mesmo utilizado na variável de saída (Peso).

No sistema fuzzy tipo 2 as regras seguem as mesmas do sistema fuzzy tipo 1, a diferença está na natureza das funções de pertinência (KARNIK; MENDEL, 2001).

A Tabela 8 contém regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Baixo, AV - Alto e TH - Médio. Ao conjunto de 27 regras base, foram adicionadas duas novas regras: regra 28 verifica se o atributo AV do recurso é Alto e o atributo TH é Médio, caso seja, é atribuído o valor Médio à variável de saída Peso; regra 29 verifica se o atributo AV é Alto e o atributo TH é Alto, caso seja, é atribuído o valor Alto à variável de saída Peso. Essas regras tem por objetivo levar a pertinência fuzzy das variáveis de entrada à variável de saída,

```

1 If RT is Baixo and TH is Baixo and AV is Baixo then Peso is Baixo
2 If RT is Baixo and TH is Baixo and AV is Medio then Peso is Baixo
3 If RT is Baixo and TH is Baixo and AV is Alto then Peso is Baixo
4 If RT is Baixo and TH is Medio and AV is Baixo then Peso is Baixo
5 If RT is Baixo and TH is Medio and AV is Medio then Peso is Baixo
6 If RT is Baixo and TH is Medio and AV is Alto then Peso is Baixo
7 If RT is Baixo and TH is Alto and AV is Baixo then Peso is Baixo
8 If RT is Baixo and TH is Alto and AV is Medio then Peso is Baixo
9 If RT is Baixo and TH is Alto and AV is Alto then Peso is Baixo
10 If RT is Medio and TH is Baixo and AV is Baixo then Peso is Baixo
11 If RT is Medio and TH is Baixo and AV is Medio then Peso is Baixo
12 If RT is Medio and TH is Baixo and AV is Alto then Peso is Baixo
13 If RT is Medio and TH is Medio and AV is Baixo then Peso is Baixo
14 If RT is Medio and TH is Medio and AV is Medio then Peso is Medio
15 If RT is Medio and TH is Medio and AV is Alto then Peso is Medio
16 If RT is Medio and TH is Alto and AV is Baixo then Peso is Baixo
17 If RT is Medio and TH is Alto and AV is Medio then Peso is Medio
18 If RT is Medio and TH is Alto and AV is Alto then Peso is Medio
19 If RT is Alto and TH is Baixo and AV is Baixo then Peso is Baixo
20 If RT is Alto and TH is Baixo and AV is Medio then Peso is Baixo
21 If RT is Alto and TH is Baixo and AV is Alto then Peso is Baixo
22 If RT is Alto and TH is Medio and AV is Baixo then Peso is Baixo
23 If RT is Alto and TH is Medio and AV is Medio then Peso is Medio
24 If RT is Alto and TH is Medio and AV is Alto then Peso is Medio
25 If RT is Alto and TH is Alto and AV is Baixo then Peso is Baixo
26 If RT is Alto and TH is Alto and AV is Medio then Peso is Medio
27 If RT is Alto and TH is Alto and AV is Alto then Peso is Alto

```

Figura 15 – Regras de inferência para SFT1 e SFT2

garantindo assim a preferência definida pelo cliente.

Tabela 8 – Classificador fuzzy - preferência de cliente BAM

Regra	Antecedente	Consequente
28	AV:Alto and TH:Medio	Peso:Medio
29	AV:Alto and TH:Alto	Peso:Alto

A Tabela 9 contém as regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Baixo, AV - Alto e TH - Baixo. Ao conjunto de 27 regras base, foi adicionada uma nova regra: regra 28, verifica se o valor do atributo AV do recurso é Alto, caso seja, é atribuído o valor Alto à variável de saída Peso.

Tabela 9 – Classificador fuzzy - preferência de cliente BAB

Regra	Antecedente	Consequente
28	AV:Alto	Peso:Alto
29	RT:Medio	Peso:Medio
30	TH:Medio	Peso:Medio

A Tabela 10 contém as regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Medio, AV - Alto e TH - Medio. Ao conjunto de 27 regras base, foram adicionadas duas novas regras: a regra 28, verifica se o valor do atributo RT do recurso é Medio, caso seja, é atribuído o valor Medio à variável de saída Peso; a regra 29 verifica se o valor do atributo AV é Alto, caso seja, é atribuído o valor Alto à variável de saída Peso.

Tabela 10 – Classificador fuzzy - preferência de cliente MAM

Regra	Antecedente	Consequente
28	RT:Medio and TH:Medio	Peso:Medio
29	AV:Alto	Peso:Alto

A Tabela 11 contém as regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Alto, AV - Baixo e TH - Baixo. Ao conjunto de 27 regras base, foram adicionadas as novas regra: regra 28, verifica se o valor do atributo RT do recurso é Alto, caso seja, é atribuído o valor Alto à variável de saída Peso; regra 29, verifica se o valor do atributo AV do recurso é Medio, caso seja, é atribuído o valor Medio à variável de saída Peso; regra 30, verifica se o valor do atributo TH do recurso é Medio, caso seja, é atribuído o valor Medio à variável de saída Peso.

Tabela 11 – Classificador fuzzy - preferência de cliente ABB

Regra	Antecedente	Consequente
28	RT:Alto	Peso:Alto
29	AV:Medio	Peso:Medio
30	TH:Medio	Peso:Medio

A Tabela 12 contém a regra adicional para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Alto, AV - Alto e TH - Baixo. Ao conjunto de 27 regras base, foi adicionada uma nova regra: regra 28, verifica se o atributo RT do recurso é Alto e o atributo AV é Alto, caso a condição seja verdadeira, é atribuída a menor pertinência entre as duas variáveis de entrada à variável de saída Peso.

Tabela 12 – Classificador fuzzy - preferência de cliente AAB

Regra	Antecedente	Consequente
28	RT:Alto and AV:Alto	Peso:Alto

A Tabela 13 contém as regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Medio, AV - Baixo e TH - Alto. Ao conjunto de 27 regras base, foram adicionadas duas novas regras: a regra 28, verifica se o

atributo RT do recurso é Medio e o atributo TH é Alto, caso a condição seja verdadeira, é atribuída a menor pertinência entre as duas variáveis de entrada à variável de saída Peso; a regra 29 verifica se o atributo TH é Alto, caso seja é atribuído Alto à variável de saída Peso.

Tabela 13 – Classificador fuzzy - preferência de cliente MBA

Regra	Antecedente	Consequente
28	RT:Medio and TH:Alto	Peso:Medio
29	TH:Alto	Peso:Alto

A Tabela 14 contém as regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Alto, AV - Baixo e TH - Medio. Ao conjunto de 27 regras base, foram adicionadas duas novas regras: a regra 28, verifica se o atributo RT do recurso é Alto caso seja é atribuído Alto à variável de saída Peso; a regra 29 verifica se o atributo TH é Medio, caso seja é atribuído Medio à variável de saída Peso.

Tabela 14 – Classificador fuzzy - preferência de cliente ABM

Regra	Antecedente	Consequente
28	RT:Alto	Peso: Alto
29	TH:Medio	Peso:Medio

A Tabela 15 contém as regras adicionais para aplicar a preferência do cliente, onde é especificada da seguinte forma: RT - Alto, AV - Medio e TH - Baixo. Ao conjunto de 27 regras base, foram adicionadas duas novas regras: a regra 28, verifica se o atributo RT do recurso é Alto, caso seja é atribuído Alto à variável de saída Peso; a regra 29 verifica se o atributo TH é Medio, caso seja é atribuído Medio à variável de saída Peso.

Tabela 15 – Classificador fuzzy - preferência de cliente AMB

Regra	Antecedente	Consequente
28	RT:Alto and AV:Medio	Peso:Medio
29	RT:Alto and AV:Alto	Peso:Alto

6.6 Trabalhos Relacionados

Os artigos selecionados relacionados na Tabela 16, seguem a perspectiva de trabalhos relacionados a classificação de recursos na IoT. Os artigos são apresentados com um identificador, título e autores.

Tabela 16 – Seleção de trabalhos

ID	Nome do Artigo	Autores
A1	Discovery and prioritization of web services based on fuzzy user preferences for QoS	(GOHAR; PUROHIT, 2016)
A2	Prioritizing the solution of cloud service selection using integrated MCDM methods under Fuzzy environment	(KUMAR; MISHRA; KUMAR, 2017)
A3	Fuzzy AHP for Learning Service Selection in Context-Aware Ubiquitous Learning Systems	(SALAH; SAADI, 2016)
A4	Combining experts' opinion with consumers' preference in web service QoS selection	(LIU; XIAO; LIN, 2013)
A5	PuLSaR: preference-based cloud service selection for cloud service brokers	(PATINIOTAKIS; VERGINADIS; MENTZAS, 2015)
A6	Non Functional QoS Criterion Based Web Service Ranking	(SUCHITHRA; RAMAKRISHNAN, 2016)

A1 - Discovery and prioritization of web services based on fuzzy user preferences for QoS (GOHAR; PUROHIT, 2016): Trata o desafio da seleção e descoberta de serviços na web, que envolve a correspondência e a busca do serviço web mais adequado a partir de uma grande coleção de serviços web equivalentes funcionais. Como proposta foi desenvolvida uma abordagem baseada em fuzzy para a descoberta de serviços na web que modelam a classificação de serviços com reconhecimento de QoS como um problema de tomada de decisão multicritério.

A2 - Prioritizing the solution of cloud service selection using integrated MCDM methods under Fuzzy environment (KUMAR; MISHRA; KUMAR, 2017): Aborda o problema da seleção do serviço em nuvem desempenhar um papel crucial em termos de seleção de serviço *on-demand* em uma base de assinatura. Como resultado da ampla disponibilidade de serviços em nuvem com funcionalidades semelhantes, é muito importante determinar qual serviço atende melhor aos desejos e objetivos do usuário. Propõe projetar um novo modelo de seleção de servidor de nuvem sob o ambiente fuzzy, utilizando o processo de hierarquia analítica (AHP) e técnica fuzzy para preferência de ordem por similaridade à solução ideal (TOPSIS). Além disso, o modelo proposto explora um conjunto de variáveis linguísticas pré-definidas, parametrizadas por números fuzzy triangulares para avaliar cada peso de critérios

A3 - Fuzzy AHP for Learning Service Selection in Context-Aware Ubiquitous Learning Systems (SALAH; SAADI, 2016): Atua na questão da seleção de serviços em ambientes de aprendizagem sendo baseada nos requisitos e necessidades QoS

do aluno. No entanto, estes últimos são baseados em termos linguísticos vagos que devem ser representados por uma teoria de conjuntos fuzzy. Assim, propuseram uma abordagem de seleção de serviço AHP fuzzy intuicionista que considera a identificação da situação de aprendizagem, avalia a qualidade do contexto (QoC) e a qualidade do serviço (QoS) e satisfaz os requisitos e necessidades de qualidade do aluno. O uso do método de AHP fuzzy permitiu assegurar uma melhor seleção do serviço de aprendizagem, levando em consideração vários critérios de avaliação.

A4 - Combining experts' opinion with consumers' preference in web service QoS selection (LIU; XIAO; LIN, 2013): Trata a incerteza na seleção do melhor serviço que atende a requisição do cliente, considerando as definições dos especialistas e as preferências do cliente. Neste sentido, propuseram um modelo de decisão multicritério fuzzy para resolver o problema de seleção de QoS. Leva em conta a opinião dos especialistas como base de dados para tomada de decisão e considera também a preferência do consumidor para oferecer o melhor serviço para o consumidor. O *feedback* dos consumidores também é considerado para ajudar a fazer a escolha certa.

A5 - PuLSaR: preference-based cloud service selection for cloud service brokers (PATINIOTAKIS; VERGINADIS; MENTZAS, 2015): Aponta que a avaliação e seleção dos serviços da nuvem desejados é uma tarefa incômoda para os consumidores de serviços. Portanto, há uma necessidade crescente de orientação e intermediação do usuário durante o processo de seleção do serviço, mas também durante o consumo do serviço na nuvem que sempre deve se referir à melhor escolha possível com base nas preferências do usuário. Assim, discutem o cCloud Service Recommender baseado em preferências (PuLSaR) que usa uma abordagem holística de decisão multicritério (MCDM) para oferecer otimização como um serviço broker. Tanto o método como o serviço broker permitem a avaliação multi-objetivo de serviços da nuvem de forma unificada, levando em consideração métricas precisas e imprecisas e lidando com a sua falta de expressão. Lidam com a confusão de métricas imprecisas, no sentido de que essa abordagem trata de preferências linguisticamente expressadas e características de serviços em nuvem que não possuem um valor fixo ou preciso e que implicam um nível de imprecisão que só pode ser capturado usando a Teoria dos Conjuntos Fuzzy de Zadeh.

A6 - Non Functional QoS Criterion Based Web Service Ranking (SUCHITHRA; RAMAKRISHNAN, 2016): Como vários serviços da Web existem na Internet, a seleção do serviço apropriado é vital em muitos aplicativos de serviços da Web. A qualidade de serviço (QoS) é o parâmetro predominante usado para selecionar um serviço em termos de qualidade. Com base na preferência do usuário pela qualidade do serviço, os serviços são classificados e os melhores serviços são selecionados. Mas a

dificuldade com essa abordagem é que é difícil definir precisamente a propriedade de QoS. Então propõe um algoritmo de tomada de decisão multi-atributo fuzzy para seleção de serviços é apresentado neste trabalho. O método proposto coleta periodicamente o *feedback* do usuário para atualizar a classificação de QoS do serviço.

A Tabela 17 apresenta uma comparação dos trabalhos relacionados. Os seguintes critérios foram analisados: (i)PC: aplicação das preferências do cliente; (ii)QoS: utilização de QoS; (iii)LFT1: emprego de Lógica Fuzzy Tipo 1; (iv)LFT2: emprego de Lógica Fuzzy Tipo 2; (v)Consenso: uso de medidas de consenso.

Tabela 17 – Comparação dos trabalhos relacionados

ID	Autores	PC	QoS	LFT1	LFT2	Consenso
A1	Gohar [2016]	+	+	+	–	–
A2	Kumar [2017]	–	+	+	–	–
A3	Salah [2016]	+	+	–	–	–
A4	Liu [2013]	+	+	–	–	–
A5	Patiniotakis [2015]	+	–	+	–	–
A6	Suchithra [2016]	+	+	+	–	–
A7	EXEHDA-RR	+	+	+	+	+

7 VALIDAÇÃO DA PROPOSTA EXEHDA-RR

Para avaliar o emprego da lógica fuzzy na especificação das preferências dos atributos de QoS ideais, definidos pelos clientes, foi utilizado o *framework* fuzzy proposto por (WAGNER, 2013) e o *dataset* QWS versão 2.0¹, disponibilizado por (AL-MASRI; MAHMOUD, 2007), com 2.505 recursos e treze atributos.

A Figura 16 apresenta a estrutura do Repositório de Regras proposto. Este repositório armazena por padrão o conjunto de regras em que todos os atributos de QoS são de alta relevância, ou seja, sem considerar as preferências do cliente. As regras contidas neste repositório são alteradas dinamicamente, adequando-as de acordo com as preferências informadas pelo cliente.

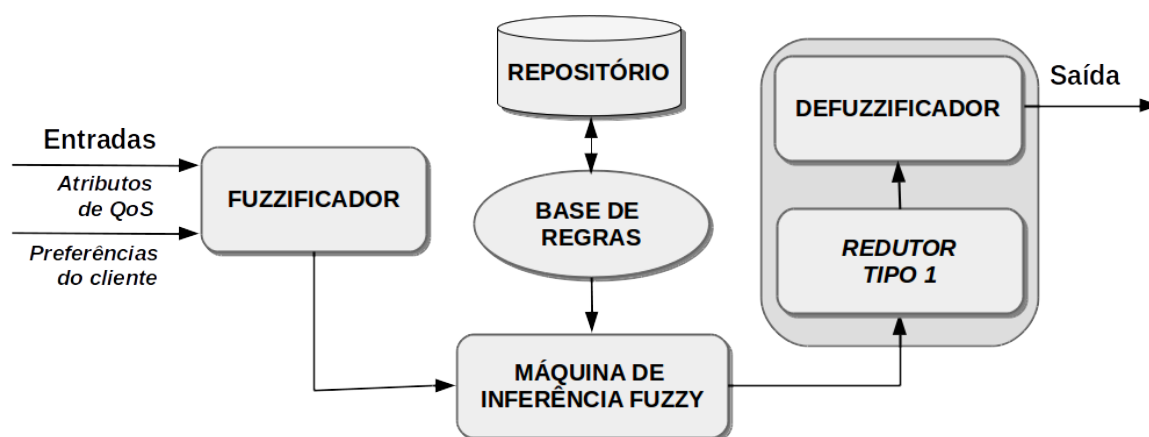


Figura 16 – Sistema Baseado em Regras Fuzzy Tipo-2
Adaptado de (CABRERA, 2014)

No Classificador Fuzzy os atributos são normalizados antes de serem processados pelo *framework fuzzy* de acordo com a Eq.(28A) se o critério deve ser maximizado (Availability e Throughput) ou Eq.(28B) se o critério deve ser minimizado (Response Time).

A Tabela 18 apresenta os 13 recursos, com os valores originais e normalizados dos atributos de QoS, extraídos do Dataset QWS que considera recursos reais disponibilizados na Internet.

¹<https://qwsdata.github.io/>.

Tabela 18 – Recursos do dataset normalizados

Original				Normalizado		
ID	RT	AV	TH	RT	AV	TH
01	221,48	90	10,9	99,77	90	98,2
02	239,22	85	7,7	92,37	85	69,37
03	261,09	85	5,4	84,63	85	48,65
04	256,39	85	5,1	86,18	85	45,95
05	220,96	87	11,1	100	87	100
06	243,91	85	7,1	90,59	85	63,96
07	223,83	92	10,8	98,72	92	97,3
08	250,74	86	7	88,12	86	63,06
09	246,43	85	9,7	89,66	85	87,39
10	277,35	86	6,3	79,67	86	56,76
11	280,39	86	6,4	78,8	86	57,66
12	275,87	85	6,5	80,1	85	58,56
13	267,43	86	5,7	82,62	86	51,35

A Tabela 19 contém a classificação final dos 13 recursos, considerando as seguintes preferências do cliente: AAA (RT - Alto, AV - Alto e TH - Alto), BAM (RT - Baixo, AV - Alto e TH - Médio), BAB (RT - Baixo, AV - Alto e TH - Baixo) e MAM (RT - Médio, AV - Alto e TH - Médio).

Tabela 19 – Classificação com preferências - AAA, BMA, BAB e MAM

AAA			BMA		BAB		MAM	
ID	Defuzz.	R	Defuzz.	R	Defuzz.	R	Defuzz.	R
01	[77,75 - 84,24]	2	[79,33 - 85,09]	2	[77,75 - 84,24]	2	[77,75 - 84,24]	2
02	[36,27 - 71,01]	5	[36,27 - 71,01]	5	[53,34 - 76,26]	5	[54,96 - 76,26]	5
03	[35,02 - 57,77]	12	[35,02 - 57,77]	12	[48,47 - 67,39]	13	[49,56 - 67,36]	13
04	[28,08 - 61,51]	13	[28,08 - 61,51]	13	[45,92 - 72,18]	8	[46,71 - 72,18]	12
05	[77,02 - 83,94]	3	[79,60 - 85,27]	1	[77,02 - 83,94]	3	[77,02 - 83,94]	3
06	[42,25 - 58,84]	6	[42,25 - 58,84]	6	[53,59 - 65,91]	7	[55,44 - 65,86]	9
07	[78,19 - 84,45]	1	[79,18 - 85,01]	3	[78,19 - 84,45]	1	[78,19 - 84,45]	1
08	[42,66 - 58,01]	7	[42,66 - 58,08]	7	[54,15 - 65,48]	6	[55,82 - 65,44]	10
09	[76,48 - 83,77]	4	[77,12 - 83,98]	4	[76,48 - 83,77]	4	[76,48 - 83,77]	4
10	[41,03 - 57,52]	10	[41,03 - 57,52]	10	[53,90 - 63,23]	10	[56,64 - 67,92]	7
11	[41,22 - 58,06]	9	[41,22 - 58,06]	9	[54,19 - 63,14]	9	[57,29 - 68,48]	6
12	[41,80 - 57,87]	8	[41,80 - 57,87]	8	[53,81 - 63,18]	11	[56,51 - 67,32]	8
13	[38,34 - 56,61]	11	[38,34 - 56,61]	11	[51,16 - 65,21]	12	[52,72 - 66,37]	11

O resultado da classificação é apresentado na Figura 17. Os recursos estão ordenados por ID e o resultado da classificação é apresentado na última coluna.

A Tabela 20 contém a classificação final dos 13 recursos, considerando mais quatro preferências do cliente: ABB (RT - Alto, AV - Baixo e TH - Baixo), AAB (RT - Alto, AV

ID	Response Time(RT)	Availability (AV)	Throughput (TH)	Centróide Inferior	Centróide Superior	Classificação
1	99,77	90,00	98,20	79,56	85,24	2
2	92,37	85,00	69,37	56,69	77,91	5
3	84,63	85,00	48,65	48,26	67,28	10
4	86,18	85,00	45,95	46,62	72,53	9
5	100,00	87,00	100,00	79,60	85,27	1
6	90,59	85,00	63,96	55,99	67,51	7
7	98,72	92,00	97,30	79,41	85,14	3
8	88,12	86,00	63,06	55,08	66,09	8
9	89,66	85,00	87,39	77,68	84,20	4
10	79,67	86,00	56,76	50,55	61,45	13
11	78,80	86,00	57,66	50,33	61,12	14
12	80,10	85,00	58,56	51,19	61,78	12
13	82,62	86,00	51,35	49,38	64,21	11
14	76,19	95,00	81,08	49,64	83,91	6

Figura 17 – Resultado da Classificação com Preferência ABM

- Alto e TH - Baixo), MBA (RT - Médio, AV - Baixo e TH - Alto) e ABM (RT - Alto, AV - Baixo e TH - Médio).

Tabela 20 – Classificação com preferências - ABB, AAB, MBA e ABM

ABB			AAB		MBA		ABM	
ID	Defuzz.	R	Defuzz.	R	Defuzz.	R	Defuzz.	R
01	[79,56 - 85,24]	2	[77,75 - 84,24]	2	[79,33 - 85,09]	2	[79,56 - 85,24]	2
02	[56,69 - 77,91]	5	[54,96 - 76,26]	5	[36,27 - 71,04]	5	[56,69 - 77,91]	5
03	[48,26 - 67,28]	9	[49,33 - 67,24]	12	[35,02 - 57,77]	12	[48,26 - 67,28]	9
04	[46,62 - 72,53]	8	[46,71 - 72,18]	8	[28,08 - 61,51]	13	[46,62 - 72,53]	8
05	[79,60 - 85,27]	1	[77,02 - 83,94]	3	[79,60 - 85,27]	1	[79,60 - 85,27]	1
06	[55,99 - 67,51]	6	[55,44 - 65,86]	6	[42,25 - 58,84]	6	[55,99 - 67,51]	6
07	[79,41 - 85,14]	3	[78,19 - 84,45]	1	[79,18 - 85,01]	3	[79,41 - 85,14]	3
08	[55,08 - 66,09]	7	[55,82 - 65,44]	7	[42,66 - 58,08]	7	[55,08 - 66,09]	7
09	[77,67 - 84,20]	4	[76,48 - 83,77]	4	[77,12 - 83,98]	4	[77,67 - 84,20]	4
10	[50,55 - 61,45]	12	[52,35 - 65,67]	11	[41,03 - 57,52]	10	[50,55 - 61,45]	12
11	[50,33 - 61,12]	13	[52,21 - 65,87]	10	[41,22 - 58,06]	9	[50,33 - 61,12]	13
12	[51,20 - 61,79]	11	[53,21 - 65,56]	9	[41,80 - 57,87]	8	[51,20 - 61,79]	11
13	[49,38 - 64,21]	10	[50,68 - 65,24]	13	[38,34 - 56,61]	11	[49,38 - 64,21]	10

A Tabela 21 compara a classificação final de 13 recursos selecionados. A classificação com emprego de lógica fuzzy tipo 2 é demonstrada com as seguintes preferências: (AAA) RT - Alto, AV - Alto, TH - Alto; (BAM) RT - Baixo, AV - Alto, TH - Médio; (BAB) RT - Baixo, AV - Alto e TH - Baixo; (MAM) RT - Médio, AV - Alto, TH - Médio;

(ABB) RT - Alto, AV - Baixo, TH - Baixo; (AAB) RT - Alto, AV - Alto, TH - Baixo; (MBA) RT - Médio, AV - Baixo, TH - Alto e (ABM) RT - , AV - Baixo, TH - Médio.

Tabela 21 – Classificação considerando todas preferências de cliente

ID	RT	AV	TH	AAA	BMA	BAB	MAM	ABB	AAB	MBA	ABM
01	221,48	90	10,9	2	2	2	2	2	2	2	2
02	239,22	85	7,7	5	5	5	5	5	5	5	5
03	261,09	85	5,4	12	12	13	13	9	12	12	9
04	256,39	85	5,1	13	13	8	12	8	8	13	8
05	220,96	87	11,1	3	1	3	3	1	3	1	1
06	243,91	85	7,1	6	6	7	9	6	6	6	6
07	223,83	92	10,8	1	3	1	1	3	1	3	3
08	250,74	86	7	7	7	6	10	7	7	7	7
09	246,43	85	9,7	4	4	4	4	4	4	4	4
10	277,35	86	6,3	10	10	10	7	12	11	10	12
11	280,39	86	6,4	9	9	9	6	13	10	9	13
12	275,87	85	6,5	8	8	11	8	11	9	8	11
13	267,43	86	5,7	11	11	12	11	10	13	11	10

A Figura 18 apresenta as classificações obtidas por cada recurso, de acordo com a preferência estabelecida pelo cliente. Os recursos estão representados pelos IDs de 1 a 13 no eixo horizontal da figura, a classificação obtida pelo recurso é apresentada no eixo vertical.

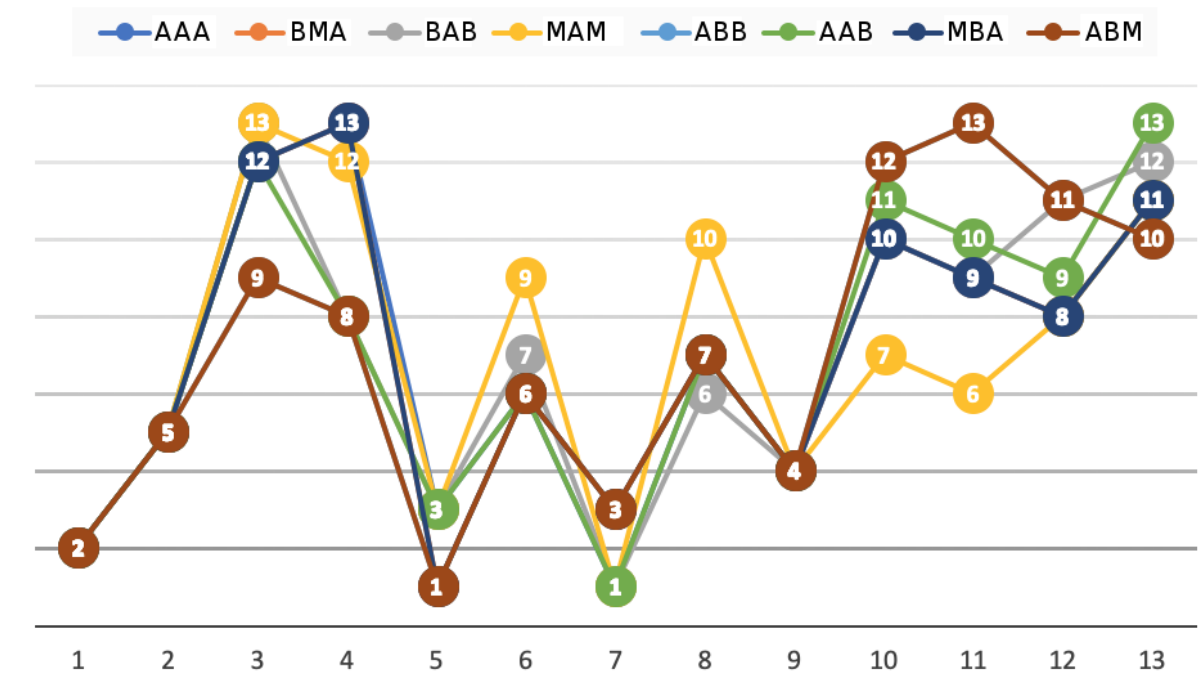


Figura 18 – Ranking do Classificador Fuzzy Considerando Preferências de Cliente

Pode-se observar que as preferências definidas com o atributo Disponibilidade com

A (Alto), ou seja, alta importância na preferência do cliente classificaram como melhor recurso “1” o recurso de ID 07 (preferências AAA, BAM, BAB, MAM e AAB).

8 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este Capítulo sintetiza as principais contribuições obtidas durante a modelagem, o desenvolvimento e a avaliação dos componentes EXEHDA-RR T1FL e T2FL, relaciona as publicações realizadas durante os esforços de estudo e pesquisa, bem como apresenta perspectivas de continuidade dos trabalhos na área, indicando frentes de trabalhos futuros.

8.1 Principais Contribuições

O conceito de conjuntos fuzzy tem sido amplamente aceito e aplicado em muitas categorias de problemas de tomada de decisão. Neste trabalho, focamos nos problemas de seleção de recursos da IoT para tomada de decisão quanto a prover os melhores serviços considerando os diferentes tipos de incertezas frente aos requisitos de QoS dos sistemas.

Para o propósito de lidar com essas incertezas o trabalho contribui com estudo de conjuntos fuzzy e extensões, analisando propriedades e operadores como agregadores, somas convexas, dualidade e conjugação. Obtém-se diversos resultados apresentados logo a seguir:

- (i) Revisão dos trabalhos relacionados e estudo dos fundamentos em T1FL e T2FL;
- (i) Consolidação da modelagem para os componentes EXEHDA T1FL:
 - definição e representação dos conjuntos fuzzy, considerando ambas, as variáveis de entrada e de saída do sistema;
 - análise do consenso fuzzy;
 - normalização dos atributos do *dataset* e geração das regras de inferência;
- (ii) Consolidação da modelagem para os componentes EXEHDA T2FL:
 - definição e representação dos conjuntos fuzzy tipo-2, considerando ambas, as variáveis de entrada e de saída do sistema;

- análise do consenso fuzzy e do consenso entre conjuntos (funções superior e inferior que definem a pertinência fuzzy valorada intervalarmente, considerando funções de equivalência estritas;
 - normalização dos atributos do *dataset* e geração das regras de inferência;
 - aplicação de ordens admissíveis para análise/comparação dos dados.
- (iii) Análise dos trabalhos relacionados considerando parâmetros como área de aplicação, requisitos de QoS, e abordagem fuzzy e medidas de consenso.
- (iv) Validação das funcionalidades do EXEHDA-RR por meio de uma aplicação, simulando a requisição do cliente por um determinado recurso e aplicando oito diferentes preferências de cliente. A atuação do serviço classificador fuzzy modelado pelo T2FL EXEHDA-RR Model é exemplificada.

8.2 Publicações Realizadas

Os resultados da pesquisa desenvolvida até o momento foram publicados e estão organizados em publicações como primeiro autor e co-autor.

8.2.0.1 Publicações como Primeira Autora

- ARGOU, A.; DILLI, R.; REISER, R.; YAMIN, A. Lógica Fuzzy na Definição da Importância dos Atributos de QoS na Seleção de Recursos da IoT. In: **WEIT 2017 - IV Workshop-Escola de Informática Teórica**. Santa Maria - RS: WEIT, 2017.
- ARGOU, A.; GAYER, C.; PINTO, R.; REISER, R. H. S.; PIANA, C.; MAZZINI, A. R.; BOIS, A.; AGUIAR, M. S.; FOSS, L.; COSTA, S. SFuzzyAvaliaE/A: Avaliação de Discentes na Promoção do Ensino e da Aprendizagem de Habilidades via Pensamento Computacional. In: **V CBSF - Quinto Congresso Brasileiro de Sistemas Fuzzy**. Fortaleza – CE: CBSF, 2018.
- ARGOU, A.; DILLI, R.; REISER, R.; YAMIN, A. Exploring Type-2 Fuzzy Logic with Dynamic Rules in IoT Resources Classification. In: **FUZZY IEEE 2019 - International Conference on Fuzzy Sets**. New Orleans - USA: FUZZY IEEE, 2019.

8.2.0.2 Publicações como Co-autora

- GAYER, C. ; ARGOU, A. ; REISER, R. H. S. ; PIANA, C. ; MAZZINI, A. R. ; FOSS, L. ; COSTA, S. ; BOIS, A. ; AGUIAR, M. S. Sistema Fuzzy de Avaliação de Habilidades para Promoção de Aprendizagem via Pensamento Computacional.

In: **WEIT 2017 - IV Workshop-Escola de Informática Teórica** Santa Maria - RS: WEIT, 2017.

- DILLI, R.; ARGOU, A.; PILLA, M.; PERNAS, A.; REISER, R.; YAMIN, A. Fuzzy Logic and MCDA in IoT Resources Classification. In: **The 33rd ACM/SIGAPP Symposium On Applied Computing**. Pau, France: SAC, 2018.
- DILLI, R.; ARGOU, A.; PERNAS, A. M.; REISER, R.; YAMIN, A. C. EXEHDA-RR: Uma proposta para tratar incertezas e otimizar o processo de classificação de recursos na IoT. In: **X SBCUP (CSBC 2018 - Simpósio Brasileiro de Computação Ubíqua e Pervasiva)**. Natal - RN: CSBC, 2018.
- DILLI, R.; ARGOU, A.; REISER, R.; YAMIN, A. C. IoT Resources Ranking: Decision Making under Uncertainty Combining Machine Learning and Fuzzy Logic. In: **NAFIPS'2018 (37th Annual Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society)**. Fortaleza - CE: NAFIPS, 2018.
- DILLI, R.; ARGOU, A.; REISER, R.; YAMIN, A. C. Autonomic Ranking of Resources in IoT Exploring Fuzzy Logic and Machine Learning. In: **CLEI 2018 (XLIV Latin American Computing Conference)**. São Paulo - SP: CLEI, 2018.

8.3 Trabalhos Futuros

Finalizando o texto desta dissertação, e considerando os resultados alcançados, apresentam-se vários tópicos para trabalhos futuros no sentido de continuidade do projeto:

- Estender a revisão bibliográfica, considerando trabalhos que não utilizam matrizes de preferência na construção de suas aplicações - a solução recorrente para tratar problemas de GDM. Porém, soluções que aplicam matrizes de preferência não se enquadram na aplicação objeto específico deste trabalho.
- Extensão do estudo de consenso fuzzy e do consenso de conjuntos fuzzy multi-dimensionais, buscando novas investigações que não estejam restritas ao intervalo unitário;
- Extensão do modelo EXEHDA-RR contemplando outras abordagens lógicas, como a lógica fuzzy n -dimensional, onde intervalos multi-dimensionais modelam problemas que consideram múltiplos atributos, múltiplos critérios e envolvem muitos especialistas que objetivam contribuir para a tomada de decisões;
- Extensão do estudo em ordens lineares admissíveis, baseadas em operadores de agregação e capazes de prover comparações entre dados fuzzy multi-dimensionais.

REFERÊNCIAS

AFSHAR, V. **Pushover [Online]**. [Online; acessada 17-Agosto-2019], https://www.huffpost.com/entry/cisco-enterprises-are-leading-the-internet-of-things_b_59a41fcee4b0a62d0987b0c6.

AL-MASRI, E.; MAHMOUD, Q. H. QoS-based discovery and ranking of Web services. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER COMMUNICATIONS AND NETWORKS, ICCCN, 2007. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2007. p.529–534.

ALABOOL, H. M.; MAHMOOD, A. K. Trust-Based Service Selection in Public Cloud Computing Using Fuzzy Modified VIKOR Method. **Australian Journal of Basic and Applied Sciences**, [S.l.], v.7, n.9, p.211–220, 2013.

ALADI, J. H.; WAGNER, C.; GARIBALDI, J. M. Type-1 or interval type-2 fuzzy logic systems - On the relationship of the amount of uncertainty and FOU size. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON FUZZY SYSTEMS, 2014. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2014.

ALSINA, C.; MAURICE, F.; SCHWEIZER, B. **Associative Functions: Triangular Norms And Copulas**. Singapore: World Scientific, 2006.

ANDREA, Z. et al. **Internet of Things for Smart Cities**. [S.l.]: IEEE Internet of Things Journal, 2014. n.[29]. (vol. 1, pp. 22-32). Disponível em: <<http://eprints.networks.imdea.org/740/1/06740844.pdf>>.

ARASTEH, H. et al. lot-based smart cities: a survey. In: IEEE 16TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENVIRONMENT AND ELECTRICAL ENGINEERING (E-EIC), 2016., 2016. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2016. p.1–6.

ASHTON, K. **That 'Internet of Things' Thing - RFID Journal.pdf**. 1p. Disponível em: <<http://rfidjournal.com/articles/view?4986>>.

ATZORI, L.; IERA, A.; MORABITO, G. **The Internet of Things: A survey**. [S.l.]: Managing and Mining Sensor Data, 2010. 2787–2805p. v.54, n.15. Disponível em: <<http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1389128610001568>>.

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

BARROS, L.; BASSANEZI, R. **Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática**. [S.l.]: UNICAMP/IMECC, 2010. 354p.

BELIAKOV, G.; CALVO, T.; JAMES, S. Consensus measures constructed from aggregation functions and fuzzy implications. **Knowledge-Based Systems**, [S.l.], v.55, p.1 – 8, 2014.

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

BHADDURGATTE, R. C.; BP, V. K. A Review: QoS Architecture and Implementations in IoT Environment. **Research & Reviews: Journal of Engineering and Technology**, [S.l.], p.6–12, 2015.

BI, Z.; DA XU, L.; WANG, C. Internet of things for enterprise systems of modern manufacturing. **IEEE Transactions on industrial informatics**, [S.l.], v.10, n.2, p.1537–1546, 2014.

BING, K.; FU, L.; ZHUO, Y.; YANLEI, L. Design of an Internet of Things-based smart home system. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT CONTROL AND INFORMATION PROCESSING, 2011., 2011. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2011. v.2, p.921–924.

BROCK, D. **The Electronic Product Code (EPC) A Naming Scheme for Physical Objects**.

BRUNDU, F. G. et al. IoT software infrastructure for energy management and simulation in smart cities. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, [S.l.], v.13, n.2, p.832–840, 2016.

BRUNELLI, M.; FEDRIZZI, M.; FEDRIZZI, M. Fuzzy m-ary adjacency relations in social network analysis: Optimization and consensus evaluation. **Information Fusion**, [S.l.], v.17, p.36–45, 2014.

BUSTINCE, H.; BARRENECHEA, E.; PAGOLA, M. Restricted equivalence functions. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.157, n.17, p.2333–2346, 2006.

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. et al. Consensus in multi-expert decision making problems using penalty functions defined over a Cartesian product of lattices. **Information Fusion**, [S.l.], v.17, p.56–64, 2014.

CABRERA, N. **Aplicação da Extensão de Zadeh para Conjuntos Fuzzy Tipo 2 Intervalar**. 2014. 72p. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — UFMG.

CACERES, R.; FRIDAY, A. Ubicomp Systems at 20: Progress, Opportunities, and Challenges. **IEEE Pervasive Computing**, [S.l.], v.11, n.1, p.14–21, 2012.

CHAQFEH, M.; MOHAMED, N. et al. Challenges in middleware solutions for the internet of things. **Collaboration Technologies and Systems (CTS), International Conference on**, USA, p.21–26, 2012.

DALALAH, D.; HAYAJNEH, M.; BATIEHA, F. A fuzzy multi-criteria decision making model for supplier selection. **Expert Systems with Applications**, [S.l.], v.38, n.7, p.8384 – 8391, 2011.

DEY, A.; ABOWD, G.; SALBER, D. A Conceptual Framework and a Toolkit for Supporting the Rapid Prototyping of Context-Aware Applications. **Human-Computer Interaction**, [S.l.], v.16, n.2, p.97–166, 2001.

EVANS, D. A Internet das Coisas Como a próxima evolução da Internet está mudando tudo. , [S.l.], p.5–7, 2011.

EVANS, D. A Internet das Coisas - Como a próxima evolução da Internet está mudando tudo. **Cisco Internet Business Solutions Group**, IBSG, 2011.

FODOR, J. C.; ROUBENS, M. **Fuzzy Preference Modelling and Multicriteria Decision Support**. [S.l.]: Springer, 1994. (Theory and Decision Library, v.14).

FU, C.; YANG, S. The group consensus based evidential reasoning approach for multiple attributive group decision analysis. **European Journal of Operational Research**, [S.l.], v.206, n.3, p.601–608, 2010.

GARCÍA-LAPRESTA, J. L.; VEGA, C. L. de la; PEREIRA, R. A. M.; URRUTIA, A. M. A Class of Poverty Measures Induced by the Dual Decomposition of Aggregation Functions. **Int. Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems**, [S.l.], v.18, n.4, p.493–511, 2010.

GOHAR, P.; PUROHIT, L. Discovery and prioritization of web services based on fuzzy user preferences for QoS. **IEEE International Conference on Computer Communication and Control, IC4 2015**, [S.l.], 2016.

GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R.; TANSCHKEIT, R. Conceitos Fundamentais Da Teoria De Conjuntos Fuzzy , Lógica Fuzzy E Aplicações. , [S.l.], n.June, 1988.

GRABISCH, M.; MARICHAL, J.; MESIAR, R.; PAP, E. **Aggregation Functions (Encyclopedia of Mathematics and Its Applications)**. 1st.ed. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2009.

GUBBI, J.; BUYYA, R.; MARUSIC, S.; PALANISWAMI, M. Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. **Future Generation Computer Systems**, [S.l.], v.29, n.7, p.1645–1660, 2013.

HERRERA-VIDEIRA, E.; HERRERA, F.; CHICLANA, F. A consensus model for multiperson decision making with different preference structures. **IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part A**, [S.l.], v.32, n.3, p.394–402, 2002.

IHS Markit. **The Internet of Things : a movement , not a market**. [S.l.: s.n.], 2017.

IZADIKHAH, M.; SAEIDIFAR, A.; ROOSTAEE, R. Extending TOPSIS in fuzzy environment by using the nearest weighted interval approximation of fuzzy numbers. **Journal of Intelligent and Fuzzy Systems**, [S.l.], v.27, n.6, p.2725–2736, 2014.

JÄPPINEN, P.; GUARNERI, R.; CORREIA, L. M. An applications perspective into the future internet. **Journal of network and computer applications**, [S.l.], v.36, n.1, p.249–254, 2013.

KACPRZYK, J.; NURMI, H. Group Decision Making Under Fuzziness. In: SŁOWIŃSKI, R. (Ed.). **Fuzzy Sets in Decision Analysis, Operations Research and Statistics**. Boston, MA: Springer US, 1998. p.103–136.

KARNIK, N. N.; MENDEL, J. M. Centroid of a type-2 fuzzy set. **Inf. Sci.**, [S.l.], v.132, n.1-4, p.195–220, 2001.

KHUTADE, P. A.; PHALNIKAR, R. QoS Aware Web Service Selection and Ranking Framework Based on Ontology. **International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)**, [S.l.], n.3, p.77–81, 2014.

KLEMENT, E.; MESIAR, R.; PAP, E. **Triangular Norms**. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000. (Trends in Logic – Studia Logica Library, v.8).

KLEMENT, E. P.; NAVARA, M. A survey on different triangular norm-based fuzzy logics. **Fuzzy Sets and Systems**, [S.l.], v.101, n.2, p.241–251, 1999.

KUMAR, R. R.; MISHRA, S.; KUMAR, C. Prioritizing the solution of cloud service selection using integrated MCDM methods under Fuzzy environment. **Journal of Supercomputing**, [S.l.], v.73, n.11, p.4652–4682, 2017.

LEE, K. et al. QoS for Web Services: Requirements and Possible Approaches. **W3C Working Group Note**, [S.l.], 2003.

LIU, F. G.; XIAO, F.; LIN, Y. D. Combining experts' opinion with consumers' preference in web service QoS selection. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING AND CYBERNETICS, 2013. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2013. v.4, p.1740–1746.

LU, J. et al. A linguistic multi-criteria group decision support system for fabric hand evaluation. **Fuzzy Optimization and Decision Making**, [S.l.], v.8, n.4, p.395, Sep 2009.

LU, J. et al. A linguistic multi-criteria group decision support system for fabric hand evaluation. **Fuzzy Optim. Decis. Mak.**, [S.l.], v.8, n.4, p.395–413, 2009.

MATA, F.; MARTÍNEZ-LÓPEZ, L.; HERRERA-VIDEIRA, E. An Adaptive Consensus Support Model for Group Decision-Making Problems in a Multigranular Fuzzy Linguistic Context. **IEEE Trans. Fuzzy Systems**, [S.l.], v.17, n.2, p.279–290, 2009.

MENASCÉ, D. A.; RUAN, H.; GOMAA, H. QoS management in service-oriented architectures. **Performance Evaluation**, [S.l.], v.64, n.7-8, p.646–663, 2007.

MENDEL, J. M. General Type-2 Fuzzy Logic Systems Made Simple: A Tutorial. **IEEE Trans. Fuzzy Systems**, [S.l.], v.22, n.5, p.1162–1182, 2014.

MENDEL, J. M. **Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems: Introduction and New Directions**. 2.ed. [S.l.]: Springer International Publishing, 2017. 684p.

NAGY, M. et al. **Challenges of middleware for the internet of things**. Croatia: INTECH Open Access Publisher, 2009.

PALMEIRA, E. S. **On Extension of Fuzzy Connectives**. 2013. 165p. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) — Departamento de Informática e Matemática Aplicada, NATal-RN.

PALOMARES, I.; ESTRELLA, F. J.; MARTÍNEZ, L.; HERRERA, F. Consensus under a fuzzy context: Taxonomy, analysis framework AFYCA and experimental case of study. **Information Fusion**, [S.l.], v.20, n.1, p.252–271, 2014.

PARREIRAS, R. O.; EKEL, P.; JR., F. B. A dynamic consensus scheme based on a nonreciprocal fuzzy preference relation modeling. **Inf. Sci.**, [S.l.], v.211, p.1–17, 2012.

PATINIOTAKIS, I.; VERGINADIS, Y.; MENTZAS, G. PuLSaR: preference-based cloud service selection for cloud service brokers. **Journal of Internet Services and Applications**, [S.l.], v.6, n.1, p.1–14, 2015.

PERERA, C. **Sensing as a Service for Internet of Things: A Roadmap**. [S.l.]: Leanpub Publishers, 2017.

PERERA, C.; ZASLAVSKY, A.; CHRISTEN, P.; GEORGAKOPOULOS, D. Context aware computing for the internet of things: A survey. **IEEE Communications Surveys and Tutorials**, [S.l.], v.16, n.1, p.414–454, 2014.

PIRES, P. F. et al. Plataformas para a Internet das Coisas. **Livro Texto de Minicursos - SBRC 2015**, Vitória - ES, 2015.

QIU, T. et al. How can heterogeneous Internet of Things build our future: A survey. **IEEE Communications Surveys & Tutorials**, [S.l.], v.20, n.3, p.2011–2027, 2018.

RAY, P. P. A survey on Internet of Things architectures. **Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences**, [S.l.], v.30, n.3, p.291–319, 2018.

RAZAVI HAJIAGHA, S. H.; MAHDIRAJI, H. A.; HASHEMI, S. S.; TURSKIS, Z. Determining weights of fuzzy attributes for multi-attribute decision-making problems based on consensus of expert opinions. **Technological and Economic Development of Economy**, [S.l.], v.21, n.5, p.738–755, 2015.

SAINT-EXUPERY, A. D. Internet of Things: Strategic Research Roadmap. **Internet of Things Strategic Research Roadmap**, [S.l.], p.1–50, 2009.

SALAH, N. B.; SAADI, I. B. Fuzzy AHP for Learning Service Selection in Context-Aware Ubiquitous Learning Systems. **2016 Intl IEEE Conferences on Ubiquitous Intelligence & Comp., Adv. and Trusted Comp., Scalable Comp. and Communications, Cloud and Big Data Comp., Internet of People, and Smart World Congress**, [S.l.], p.171–179, 2016.

SERRA, J.; PUBILL, D.; ANTONOPOULOS, A.; VERIKOUKIS, C. Smart HVAC control in IoT: Energy consumption minimization with user comfort constraints. **The Scientific World Journal**, [S.l.], v.2014, 2014.

SHAIKH, Y.; PARVATI, V.; BIRADAR, S. Survey of Smart Healthcare Systems using Internet of Things (IoT). In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMMUNICATION, COMPUTING AND INTERNET OF THINGS (IC3IOT), 2018., 2018. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2018. p.508–513.

SOLDATOS, J.; SERRANO, M.; HAUSWIRTH, M. Convergence of utility computing with the internet-of-things. In: INNOVATIVE MOBILE AND INTERNET SERVICES IN UBIQUITOUS COMPUTING (IMIS), 2012 SIXTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON, 2012. **Anais...** [S.l.: s.n.], 2012. p.874–879.

SOMA, B.; MUNMUN, S.; SOUVIK, M.; SUBHAJIT, D. **Role of middleware for internet of things: A study**. [S.l.]: International Journal of Computer Science {&} Engineering Survey, 2011. n.[39]. (vol. 2, no. 3, pp. 94-105). Disponível em: <<http://airccse.org/journal/ijcses/papers/0811cses07>>.

STOJKOSKA, B. L. R.; TRIVODALIEV, K. V. A review of Internet of Things for smart home: Challenges and solutions. **Journal of Cleaner Production**, [S.l.], v.140, p.1454–1464, 2017.

SUCHITHRA, M.; RAMAKRISHNAN, M. Non Functional QoS Criterion Based Web Service Ranking. **Proceedings of the International Conference on Soft Computing Systems, ICSCS**, [S.l.], v.398, 2016.

WAGNER, C. Juzzy - A Java based toolkit for Type-2 Fuzzy Logic. **Proceedings of the 2013 IEEE Symposium on Advances in Type-2 Fuzzy Logic Systems, T2FUZZ 2013 - 2013 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2013**, [S.l.], n.April 2013, p.45–52, 2013.

WAGNER, C.; PIERFITT, M.; MCCULLOCH, J. Juzzy online: An online toolkit for the design, implementation, execution and sharing of Type-1 and Type-2 fuzzy logic systems. **IEEE International Conference on Fuzzy Systems**, [S.l.], p.2321–2328, 2014.

ZADEH, L. A. Fuzzy Logic = Computing with Words. In: ZADEH, L. A.; KACPRZYK, J. (Ed.). **Computing with Words in Information/Intelligent Systems 1: Foundations**. Heidelberg: Physica-Verlag HD, 1999. p.3–23.

ZADEH, L. Fuzzy sets. **Information and Control**, [S.l.], v.8, n.3, p.338–353, 6 1965.

ZADEH, L. Quantitative fuzzy semantics. **Information Sciences**, [S.l.], v.3, p.159 – 176, 1971.

ZADEH, L. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning – I. **Information Sciences**, [S.l.], v.8, n.3, p.199 – 249, 1975.

ZHANG, H.; YANG, S. Inclusion measure for typical hesitant fuzzy sets, the relative similarity measure and fuzzy entropy. **Soft Computing**, [S.l.], v.20, n.4, p.1277–1287, 2016.