OTIMIZANDO A INFERÊNCIA FUZZY DA ABORDAGEM Int-FLBCC VIA ANÁLISE E GERAÇÃO DE AGREGADORES

ALESSANDRA GALVÃO[1]; CECILIA BOTELHO[2]; RENATA REISER[3]; BRUNO MOURA[4]

[1]Universidade Federal de Pelotas, Bacharelado Ciência da Computação – argalvao@inf.ufpel.edu.br
[2]Universidade Federal de Pelotas, Bacharelado Ciência da Computação–cscbotelho@inf.ufpel.edu.br
[3]Universidade Federal de Pelotas – reiser@inf.ufpel.edu.br
[4]Universidade Federal do Pampa – brunomoura@unipampa.edu.br

1. INTRODUÇÃO

Na Lógica Fuzzy (LF), destaca-se o desenvolvimento de sistemas flexíveis, sendo aplicada em muitas áreas integradas à computação. Ademais, a extensão da lógica fuzzy considerando diferentes classes de agregadores, bem como a busca por controladores fuzzy para atuar na tomada de decisão e consolidar uma solução baseada em múltiplos atributos ainda geram muitas discussões dada a dificuldade de se obter a melhor combinação entre funções para uniões e intersecções no contexto de sistemas de inferência fuzzy (Bustince et al., 2009).

O objetivo deste artigo é explorar métodos construtivos de gerar funções menos restritivas quanto a propriedades analíticas, como elemento neutro e continuidade. E, a geração de agregações General-Overlap (nGO) e General-Grouping(nGG) via conceitos de funções Overlap e Grouping n-dimensionais, flexibilidade a aplicação em sistemas onde operações de união e intersecção mostram-se mais abrangentes. Estes estudos dão suporte a aplicações no gerenciamento de recursos na Computação em Nuvem (CN), através de discussões sobre uso de novas estratégias no processo de inferência fuzzy da abordagem Int-FLBCC. Este modelo integra conceitos de Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente (IvFL), e comparações via ordens admissíveis.

2. METODOLOGIA

2.1 Fundamentação em Lógica Fuzzy

Considerou-se, inicialmente, a revisão de artigos, priorizando a formalização de sistemas baseados na lógica da Teoria dos Conjuntos Fuzzy. Focamos nas propriedades analíticas que definem os conectivos fuzzy, como negações fuzzy (*N*), agregadores fuzzy, funções de overlap (*O*) e grouping (*G*) (Pekala 2019).

Os agregadores fuzzy são funções monotônicas no intervalo [0, 1] e que preservam as condições de contorno em (Mesiar and Komornikova 1997). Dentre as agregação O-conjuntivas estudamos as general Overlap (GO) e Overlap n-dimensionais (nO) e na classe das disjuntivas, as funções general grouping (GG) e grouping n-dimensionais (nG) (Bustince et al. 2010; Bustince et al. 2012).

Na Tabela 1, reportam-se exemplos de funções General-Overlap (*FGO*) e sua pertinência à classe *O* e *On*. E, na Tabela 2, são apresentados exemplos de funções General-Grouping (*FGG*) e sua pertinência à classe *G* e *Gn*.

Tabela 1. Funções Overlap

Função $\mathcal{O}$ (general-overlap)	O	O_n
$\mathcal{O}_{mM}(\vec{x}) = \min_{i=1}^{n} x_i \cdot \max_{i=1}^{n} x_i^p, p > 0$	✓	✓
$\mathcal{O}_{EP}(\vec{x}) = \frac{\prod_{i=1}^{n} x_i}{1+\prod_{i=1}^{n} x_i(1-x_i)}$	✓	✓
$\mathcal{O}_S(\vec{x}) = \sin(\frac{\pi}{2}(\prod_{i=1}^{n} x_i)^p), p > 0$	✓	✓
$\mathcal{O}_M(\vec{x}) = \min_{i=1}^{n} x_i^p, p > 0$	✓	✓
$\mathcal{O}_L(\vec{x}) = \max((\Sigma_{i=1}^{n} x_i) - (n-1, 0)$	✗	✗
$\mathcal{O}_U(\vec{x}) = \begin{cases} n\prod_{i=1}^{n} x_i, \text{ se } \prod_{i=1}^{n} x_i \leq \frac{1}{n}, \\ 1, \text{caso contrário.} \end{cases}$	✗	✗
$\mathcal{O}_G(\vec{x}) = \begin{cases} O_L(\vec{x}), \text{ se } O_L(\vec{x}) \leq \frac{1}{n}, \\ 1, \text{caso contrário.} \end{cases}$	✗	✗

Tabela 2. Funções Grouping

Função general-grouping $\mathcal{G}$	G	G_n
$\mathcal{G}_{EP}\vec{(x)} = 1 - \frac{\Sigma_{i=1}^{n} x_i}{1+\prod_{i=1}^{n} x_i}$	✓	✓
$\mathcal{G}_O\vec{(x)} = \max_{i=1}^{n} x_i^p, p > 0$	✓	✓
$\mathcal{G}_L\vec{(x)} = (1 - \prod_{i=1}^{n}(1-x_i)) \min(\Sigma_{i=1}^{n} x_i, 1)$	✓	✓
$\mathcal{G}_{ML}\vec{(x)} = (1 - \sqrt[n]{\prod_{i=1}^{n}(1-x_i)}) \min(\Sigma_{i=1}^{n} x_i, 1)$	✓	✓
$\mathcal{G}_{LK}\vec{(x)} = \min((\Sigma_{i=1}^{n} x_i), 1)$	✓	✗
$\mathcal{G}_B\vec{(x)} = \min(1, n - \Sigma_{i=1}^{n}(1-x_i)^2)$	✓	✗
$\mathcal{G}_K\vec{x} = \begin{cases} 0, se \max_{i=1}^{n} x_i \leq k \\ \frac{1}{1-k}(\max_{i=1}^{n} x_i - k), se\ 0 \leq k \leq 1 \end{cases}$	✓	✗

Segue a metodologia para geração de *GO* e *GG* a partir de funções On e Gn.
Definição 2.1 Sejam $0 \leq a < b \leq 1$ e $A : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma função de agregação. Então, $A^b{}_a$, A_a, A^b: $[0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ são definidas, $\forall \vec{x}=(x_1,..., x_n) \in [0, 1]^n$, como:

$$A_a^b(\vec{x}) = \begin{cases} 0, & se\ A(\vec{x}) \leq a \\ 1, & se\ A(\vec{x}) \geq b \\ \frac{A(\vec{x})-a}{b-a}, & se\ a < A(\vec{x}) < b. \end{cases}$$

E, as proposições abaixo consideram as propriedades de agregações:

A1: $A(x_1,...,x_n) = 0$ se, e somente se, $x_i = 0$, $\forall i \in N_n$;

A2: $A(x_1,...,x_n) = 0$ se, e somente se $\exists i \in N_n$ tal que $x_i = 1$.

A3: $A(x_1,...,x_n) = 0$ se, e somente se, $\prod^n_{i=1} x_i = 0$;

A4: $A(x_1,...,x_n) = 1$ se, e somente se, $\prod^n_{i=1} x_i = 1$.

Proposição 2.1. Seja $0 \leq a < b \leq 1$ e $O_n : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma função On. Então:

(a) $O^b{}_a$ é uma *FGO* que não satisfaz (A3) nem (A4).

(b) O_a é uma *FGO* que não satisfaz (A3), mas garante (A4).

(c) O^b é uma *FGO* que garante (A3), porém não satisfaz (A4).

Proposição 2.2. Seja $0 \leq a < b \leq 1$ e $G_n : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ uma função Gn. Então:

(a) $G^b{}_a$ é uma *FGG* que não satisfaz (A1) nem (A2);

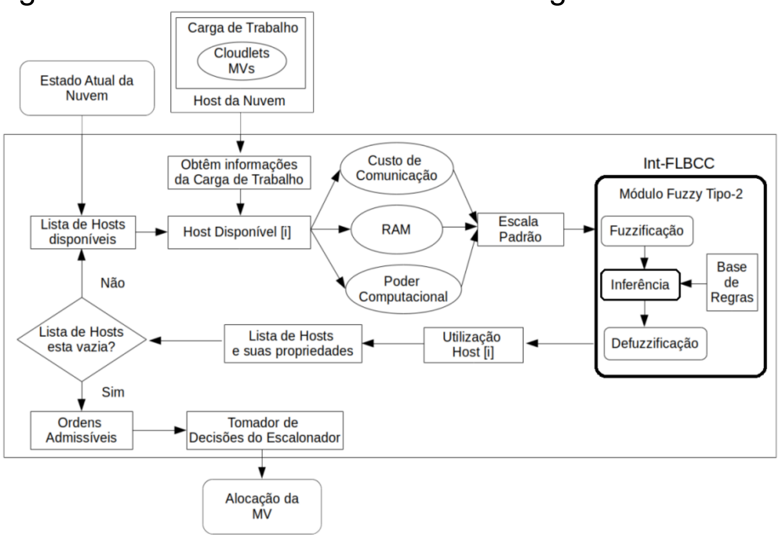
(b) G_a é uma *FGG* que não satisfaz (A1), mas garante (A2);

(c) G^b é uma *FGG* que garante (A1) mas não satisfaz (A2).

2.2 **Contribuição Tecnológica na Computação em Nuvem**

Pela facilidade e agilidade fornecida pela CN, tem-se discussões sobre o consumo energético com relação aos data centers, dado o crescente aumento no consumo mundial (Shehabi et al. 2016). A Int-FLBCC é uma abordagem proposta na literatura voltada para o gerenciamento de recursos, auxiliando na tomada de decisão sobre as migrações de máquinas virtuais (MVs) no ambiente de computação em nuvem, que utiliza da lógica fuzzy tipo-2 intervalar para lidar com incertezas. Na figura 1, é apresentada a visão geral dos processos envolvidos nesta abordagem como proposta em (de Moura 2022).

Figura 1. Fluxograma dos Procedimentos da Abordagem Int-FLBCC



Em sequência aplicam-se estratégias para a extensão de agregadores interpretando uniões e interseções dos conjuntos fuzzy, no processo de inferência do Int-FLBCC, via abordagem IvFL. Tais estratégias são extensões, previamente apresentadas em (Dimuro et al. 2011).

Sejam *f*: $[0,1]^n \rightarrow [0,1]$ função de agregação, $N;[0,1]\rightarrow[0,1]$ uma negação. Define-se a construção N-dual de F comoa função F_N:$[0,1]^n\rightarrow[0,1]$ dada pela eapressão $F_N(x_1, x_2,..., x_n) = N(F(N(x_1), N(x_2), ..., N(x_n))$.

Dentre as funções abordadas, destaca-se as extensões intervalares, descritas a seguir, obtidas via Definição 2.1, a partir das funções general-overlap e general-grouping geradas por funções On e Gn, respectivamente.

$$(\mathbb{O}_m)^{\frac{3}{4}}(X,Y)=\begin{cases}\frac{4}{3}\left[\sqrt{\underline{X}},\sqrt{\overline{X}}\right], \text{ se } \overline{X}\leq\underline{Y} \text{ e } \overline{X}\leq\frac{9}{16};\\ \frac{4}{3}\left[\sqrt{\underline{Y}},\sqrt{\overline{Y}}\right], \text{ se } \overline{Y}\leq\underline{X} \text{ e } \overline{Y}\leq\frac{9}{16};\\ 1, \text{ se } \underline{X}>\frac{9}{16} \text{ e } \underline{Y}>\frac{9}{16}.\end{cases} \quad (\mathbb{G}_m)^{\frac{3}{4}}(X,Y)=\begin{cases}0, \text{ se } X=Y=0\\ 1, \text{ se } \overline{X}\geq\frac{15}{16} \text{ e } \overline{Y}\geq\frac{15}{16};\\ \frac{4}{3}\left[1-\min\left(\sqrt{1-\underline{X}},\sqrt{1-\underline{Y}}\right),1-\min(\sqrt{1-\overline{X}},\sqrt{1-\overline{Y}})\right]\\ \text{caso contrário.}\end{cases}$$

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Operadores de projeção dos dados intervalares viabilizam a extensão dos conectivos fuzzy na abordagem Int-FLBCC, considerando análise de diferentes combinações de agregadores na etapa de inferência do sistema de suporte ao controlador fuzzy. As aplicações totalizam 18 combinações modeladas por pares de agregações N-duais, englobando funções overlap e grouping, em classes conjuntiva/disjuntiva, t-normas e t-conormas, como as descritas na Tabela 3. A combinação usual para uniões e intersecções é interpertada pelo par OM e GM.

Tabela 3. Agregadores Fuzzy utilizados nas simulações.

A	Inter	União	A	Inter	União	A	Inter	União
1	$\mathbb{O}_2$	$\mathbb{G}_\vee$	7	$\mathbb{A}$	$\mathbb{G}_\vee$	13	$\mathbb{O}_{2DB}$	$\mathbb{G}_{2DB}$
2	$\mathbb{O}_M$		8	$\mathbb{T}_L$		14	$\mathbb{O}_{Mix}$	$\mathbb{G}_{Mix}$
3	$\mathbb{O}_{DB}$		9	$\mathbb{O}_2$	$\mathbb{G}_2$	15	$\mathbb{A}$	$\mathbb{A}_{N_S}$
4	$\mathbb{O}_{M3}$		10	$\mathbb{O}_M$	$\mathbb{G}_M$	16	$\mathbb{T}_L$	$\mathbb{S}_L$
5	$\mathbb{O}_{2DB}$		11	$\mathbb{O}_{DB}$	$\mathbb{G}_{DB}$	17	$\mathbb{O}_\wedge$	$\mathbb{G}_\wedge$
6	$\mathcal{O}_{Mix}$		12	$\mathbb{O}_{M3}$	$\mathbb{G}_{M3}$	18	$\mathbb{O}_m^{\frac{3}{4}}$	$\mathbb{G}_m^{\frac{3}{4}}$

As simulações compreendem os algoritmos Inter Quartile Range (IQR), Local Robust Regression (LRR), Median Absolute Deviation (MAD) e Static Threshold (THR), e as métricas Consumo Energético (CE), Número de Máquinas Virtuais Migradas (MVM) e Violação do Service Level Agreements (SLA)[1]. A avaliação está dividida em duas partes: aplicar as métricas individualmente e, as médias geradas ao considerar as três métricas, utilizando da média ponderada para os resultados.

Nas Tabelas 4, 5, 6 e 7 são apresentados os resultados das simulações para cada uma das métricas.

Tabela 4. Métrica CE

Consumo Energético										
Rank	Algoritmo									
	IQR		LRR		MAD		THR		Média Geral	
	AL	CE	AL	CE	AL	CE	AL	CE	AL	Valor
1	18	110.25	18	92.67	18	108.59	18	110.57	18	105.52
2	11	126.57	15	120.52	11	125.37	4	759.89	9	283.77
3	13	126.79	16	120.85	16	125.39	5	759.98	1	283.95
4	12	127.07	8	120.92	1	125.40	9	760.34	16	284.00
5	2	127.20	9	120.98	9	125.47	2	760.71	11	284.06
6	6	127.55	6	121.09	14	126.09	1	761.10	4	284.07
7	10	127.57	11	121.15	4	126.21	16	761.39	5	284.20
8	1	127.85	17	121.29	8	126.23	3	761.71	15	284.33
9	17	128.09	4	121.30	15	126.31	15	761.86	2	284.36
10	9	128.31	5	121.30	3	126.62	12	761.94	12	284.39
11	16	128.39	7	121.31	13	126.72	7	761.98	13	284.48
12	8	128.53	10	121.31	6	126.89	13	762.49	17	284.78
13	5	128.57	2	121.38	5	126.94	17	762.64	14	284.78
14	15	128.64	12	121.41	17	127.11	14	762.68	3	284.84
15	4	128.90	1	121.43	12	127.15	11	763.16	6	284.93
16	14	128.90	14	121.48	10	127.18	6	764.18	7	285.02
17	3	129.44	3	121.58	7	127.22	8	764.50	8	285.04
18	7	129.57	13	121.91	2	128.14	10	764.71	10	285.19

Tabela 5. Métrica MVM

Número de Máquinas Virtuais Migradas										
Rank	Algoritmo									
	IQR		LRR		MAD		THR		Média Geral	
	AL	Nº. MV	AL	Nº. MV	AL	Nº. MV	AL	Nº. MV	AL	Valor
1	10	7703	17	4337	5	7091	16	429	17	4915
2	12	7748	1	4374	17	7142	7	429	5	4935
3	17	7748	8	4413	16	7147	13	430	10	4973
4	5	7765	9	4418	14	7157	17	432	12	4986
5	8	7801	11	4433	11	7167	9	432	8	5029
6	2	7836	5	4438	10	7275	8	432	11	5039
7	3	8029	7	4438	12	7283	1	433	2	5046
8	14	8049	2	4448	3	7307	10	433	16	5051
9	4	8051	3	4469	7	7344	14	433	1	5055
10	15	8053	4	4477	1	7356	12	435	14	5056
11	1	8059	6	4477	13	7360	6	438	3	5063
12	13	8072	12	4478	6	7377	15	439	13	5088
13	11	8115	10	4480	2	7458	11	441	6	5106
14	16	8121	13	4491	4	7466	2	444	4	5110
15	6	8133	16	4507	8	7470	5	445	7	5130
16	9	8238	15	4514	9	7476	4	445	15	5131
17	7	8310	14	4584	15	7517	3	448	9	5141
18	18	24559	18	8758	18	24062	18	26638	18	21004

[1] SHEHABI, A. et al. United states data center energy usage report., [S.l.], 2016.

Tabela 6. Métrica SLA

Média de Violação de SLA										
Rank	Algoritmo									
	IQR		LRR		MAD		THR		Média Geral	
	AL	SLAV	AL	SLAV	AL	SLAV	AL	SLAV	AL	Valor
1	1	8.70	11	8.13	5	8.82	18	9.86	17	9.35
2	16	8.72	9	8.14	14	8.86	17	11.49	3	9.36
3	9	8.74	17	8.17	7	8.86	3	11.50	5	9.38
4	3	8.75	7	8.18	8	8.87	1	11.66	1	9.39
5	13	8.76	13	8.19	9	8.87	10	11.68	10	9.39
6	6	8.76	16	8.20	10	8.88	5	11.71	18	9.42
7	10	8.77	4	8.21	12	8.88	15	11.71	4	9.42
8	8	8.78	5	8.21	2	8.89	4	11.76	9	9.43
9	12	8.78	3	8.22	17	8.89	14	11.77	11	9.44
10	5	8.80	15	8.23	4	8.90	11	11.82	15	9.44
11	7	8.80	10	8.23	6	8.91	16	11.90	14	9.45
12	15	8.80	1	8.23	1	8.96	7	11.95	7	9.45
13	14	8.81	12	8.27	3	8.96	9	11.98	16	9.45
14	4	8.82	8	8.30	16	8.98	12	12.00	12	9.48
15	11	8.83	6	8.34	13	8.98	8	12.05	8	9.50
16	17	8.85	2	8.34	11	8.99	13	12.24	13	9.54
17	2	8.90	14	8.35	15	9.01	6	12.36	6	9.59
18	18	9.56	18	8.71	18	9.54	2	12.50	2	9.66

Tabela 7. Combinação das Três Métricas

Algoritmo								
Rank	IQR		LRR		MAD		THR	
	AL	Média	AL	Média	AL	Média	AL	Média
1	2	12.81	1	13.05	14	12.99	18	13.28
2	14	12.85	11	13.09	8	13.01	16	49.94
3	7	13.05	3	13.20	3	13.09	17	49.99
4	3	13.13	17	13.20	12	13.11	14	50.08
5	6	13.17	5	13.26	2	13.13	9	50.10
6	18	13.39	4	13.30	18	13.13	13	50.10
7	13	13.64	8	13.30	5	13.13	7	50.14
8	9	13.71	7	13.33	16	13.16	8	50.20
9	12	13.73	9	13.38	17	13.20	10	50.23
10	8	14.28	6	13.43	7	13.23	1	50.27
11	5	14.29	10	13.43	11	13.23	12	50.39
12	1	14.39	12	13.44	1	13.24	15	50.82
13	4	14.51	13	13.52	13	13.34	6	50.90
14	17	14.55	14	13.58	6	13.34	11	51.02
15	16	14.63	16	13.66	10	13.46	5	51.30
16	15	14.65	18	13.67	15	13.48	4	51.52
17	10	14.66	15	13.74	4	13.52	2	51.54
18	11	14.74	2	13.75	9	13.56	3	51.60

Com relação à eficiência energética, observa-se que o par 18 ($O^{3/4}{}_m$ e $G^{3/4}{}_m$) definido por uma função GO gerada por funções nO e sua construção N-dual obteve posicionamento entre as melhores médias gerais nas execuções de todos os algoritmos. Entretanto, as demais simulações mostram que este par de operadores apresentou grande violação do SLA e alto número de migração de MVs, o que o coloca na última posição de classificação. Ademais, percebe-se que para o algoritmo THR tem-se destaque para os pares de agregadores 18, 17 e 3. Na segunda etapa, os pares de agregadores 14 e 3 obtiveram destaque, com duas ocorrências cada nas três primeiras posições. Já o par 18 ficou na primeira posição quando uso do THR.

4. CONCLUSÕES

O trabalho refalça contribuição do estudo de novas estratégias visando o menor consumo de recursos e ainda assim obter um ótimo desempenho. Obtiveram-se resultados importantes a respeito da geração de funções overlap e grouping, bem como a introdução e uso de metodologias para a geração de funções general-overlap e general-grouping a partir de funções n-dimensionais.

Ademais, as metodologias usadas na construção de agregadores para utilização no processo de inferência na abordagem Int-FLBCC, mostram resultados significativos na simulação, considerados a relação entre o consumo energético e a média geral das análises. No entanto, demonstraram também a dificuldade de se encontrar uma combinação com ótimo desempenho em relação a todos os requisitos necessários e evidenciaram a importância da continuidade da busca de novas combinações no contexto de sistemas de inferência fuzzy.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BUSTINCE, H. et al. Grouping, Overlap, and Generalized Bientropic Functions for Fuzzy Modeling of Pairwise Comparisons. **IEEE Trans. Fuzzy Syst.**, v.20, n.3,p.405–415, 2012.

BUSTINCE, H.; TARTAS, E. B.; PAGOLA, M.; FERNÁNDEZ, J. Interval-valued fuzzy sets constructed from matrices: Application to edge detection. **Fuzzy Sets Systems**, [S.I.], v.160, n.13, p.1819–1840, 2009.

DE MOURA, B. M. P. de. **Uma Abordagem Flexível para Consolidação Dinâmica de Servidores na Computação em Nuvem Explorando Lógica Fuzzy Valorada Intervalarmente.** 2022. 122p. Trabalho de Conclusão (Doutorado em Ciência da Computação) — CDTEC, UFPEL, Pelotas.

MESIAR, R.; KOMORNIKOVA, M. Aggregation operators. **Proc. XI Conference on applied Mathematics PRIM 96**, [S.I.], p.193–211, 1997.

MOORE, R. E. **Methods and Applications of Interval Analysis**. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1979. xi + 190p.

PEKALA, B. **Uncertainty Data in Interval-Valued Fuzzy Set Theory - Properties, Algorithms and Applications.** [S.I.]: Springer, 2019. (Studies in Fuzziness and Soft Computing, v.367).