



DESMISTIFICANDO A LÓGICA FUZZY

Paloma Maria Silva Rocha Rizol – paloma@feg.unesp.br

UNESP – Univ. Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá,
Departamento de Engenharia Elétrica

Av. Dr. Ariberto Pereira da Cunha, 333, Guaratinguetá – S.P.

Rubens Alves Dias – rubdias@feg.unesp.br

UNESP – Univ. Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá,
Departamento de Engenharia Elétrica

Av. Dr. Ariberto Pereira da Cunha, 333, Guaratinguetá – S.P.

Resumo: *Ensinar algo não é uma atividade trivial, na qual basta o docente realizar a colagem dos conteúdos presentes nas referências, colocando-os numa determinada sequência que faz sentido para o entendimento de quem o elabora, pois do outro lado, nas salas de aulas e laboratórios, existem os alunos e suas formas de aprender, entender, estudar e aplicar. A proposta educacional desenvolvida é resultado das experiências vivenciadas no ensino da lógica fuzzy na disciplina Introdução à Inteligência Artificial. Inicialmente, os conceitos sobre a lógica fuzzy eram apresentados por meio de slides, com alguns exemplos gerais e observou-se que os alunos estavam encontrando dificuldades para aplicar a teoria nas aulas de laboratório. Nos anos subsequentes, foi proposto um exemplo prático de como funciona o sistema de inferência fuzzy. Ao dotar o conteúdo de significado, a lacuna existente entre a aula teórica e a aula prática foi preenchida, favorecendo o processo de aprendizagem. O resultado positivo observado no processo de ensino-aprendizagem é justificado pela abordagem histórico-cultural proposta por Vygotsky, a qual assume a condição de referencial teórico educacional, permitindo uma melhor articulação entre conteúdo, ensino, didática e aprendizagem.*

Palavras-chave: *lógica fuzzy, raciocínio fuzzy, sistema de inferência fuzzy.*

1. INTRODUÇÃO

O desenvolvimento deste trabalho relata a experiência em sala de aula da disciplina optativa Introdução à Inteligência Artificial, que é ministrada para os alunos do quarto e quinto ano do curso de Engenharia Elétrica.

Esta disciplina apresenta os principais conceitos de Inteligência Artificial, e a lógica fuzzy é um dos tópicos desta disciplina. Os conceitos sobre a lógica fuzzy desta disciplina são apresentados da seguinte forma: primeiro são apresentados slides com os principais conceitos sobre a lógica fuzzy, com alguns exemplos gerais e em seguida era solicitado para que os alunos implementassem um controlador fuzzy utilizando o *toolbox fuzzy* do software Matlab no laboratório.

Nas atividades em sala de aula, observou-se que os alunos estavam encontrando dificuldades nesta transição, para aplicar a teoria vista em sala de aula em exemplos práticos no laboratório. Demorando muito tempo para que as atividades pudessem ser realizadas.

Desta forma, nos anos subsequentes, foi proposto um exemplo prático para que os alunos pudessem entender passo a passo como funciona o sistema de inferência *fuzzy*. Para isso, foi utilizado um exemplo do cotidiano de todas as pessoas, que é amplamente discutido nos meios de comunicação, que seria o cálculo do IMC – Índice de Massa Corpórea.

Este exemplo foi utilizado porque o modelo *fuzzy* elaborado poderia ser facilmente comparado com o valor esperado $IMC = \text{Peso} / \text{altura}^2$. E também, porque a lógica *fuzzy* utiliza variáveis lingüísticas, estes termos lingüísticos poderiam ser facilmente compreendidos pelos alunos, bem como a base de regras para determinação dos valores do IMC. E uma vez bem compreendido como elaborar o modelo *fuzzy*, os alunos puderam facilmente aplicar a lógica *fuzzy* em problemas da área de controle como controle do motor DC, levitador magnético ou até mesmo outros problemas mais complexos.

E após a elaboração deste exemplo em sala de aula, observou-se que a lacuna existente entre a aula teórica e a aula prática foi preenchida, facilitando o entendimento dos alunos.

O objetivo deste artigo é apresentar um guia rápido de como funciona o raciocínio *fuzzy* utilizando o método mais popular de raciocínio *fuzzy*: Mamdani (TANAKA, 1996). Os exemplos apresentados neste trabalho foram elaborados utilizando a ferramenta computacional Matlab.

2. ASPECTOS CONCEITUAIS

Para a compreensão deste trabalho será apresentado neste item um resumo dos principais aspectos conceituais sobre a lógica *fuzzy*, mas para aprofundar o estudo neste assunto, as seguintes referências (TANAKA, 1996; SANDRI, 1999; NEGNEVITSKY, 2001) devem ser estudadas.

Dispondo do conteúdo, a próxima etapa consiste em adotar um referencial teórico educacional que permita favorecer os processos de ensino-aprendizagem.

2.1. Lógica Fuzzy

A lógica *fuzzy*, também conhecida por lógica difusa ou lógica nebulosa, foi baseada na teoria dos conjuntos *fuzzy* introduzido por Lofti Zadeh em 1965 (TANAKA, 1996). Na teoria de conjuntos clássicos, é possível dizer que um objeto não pertence ou pertence a um conjunto; e por isso possui apenas dois graus de pertinência em relação ao conjunto [0 ou 1] (EL-HAWARY, 1998). Já os conjuntos *fuzzy*, possuem diferentes graus de pertinência que varia suavemente no intervalo de 0 à 1.

Seja, por exemplo, um conjunto de pessoas adultas com Índice de Massa Corpórea (IMC) normal. Pode-se representar este conjunto tanto por conjuntos clássicos quanto por conjuntos *fuzzy*. A função de pertinência $\mu_N(x)$ do conjunto clássico N é representada na Equação (1):

$$\mu_N(x) = \begin{cases} 1 & x \in N \\ 0 & x \notin N \end{cases} \quad (1)$$

Nos conjuntos clássicos, o elemento x é membro do conjunto N quando $\mu_N(x) = 1$ ou não, quando $\mu_N(x) = 0$. Gráficamente, um exemplo de função de pertinência do conjunto clássico para o IMC normal é mostrado na Figura 1 (a).

Nos conjuntos *fuzzy*, a transição abrupta é substituída por uma função de pertinência suave (EL-HAWARY, 1998). O conjunto *fuzzy* de adultos com IMC normal é apresentado na Figura 1(b) e é representado por função de pertinência trapezoidal $\mu_N(x)$ detalhado na Equação (2). O universo de discurso I deste conjunto varia de 18 à 25,5.

$$\mu_N(x) = \begin{cases} 0 & x < 18 \\ 2x - 36 & 18 \leq x < 18,5 \\ 1 & 18,5 \leq x \leq 25 \\ 51 - 2x & 25 < x \leq 25,5 \\ 0 & x > 25,5 \end{cases} \quad (2)$$

Matematicamente, o conjunto *fuzzy* N, definido em um universo de discurso I pode ser representado pela Equação (3):

$$N = \{(x, \mu_N(x)) \mid x \in I\} \quad (3)$$

Quando o universo de discurso é discreto, o conjunto *fuzzy* N pode ser representado pela Equação (4).

$$N = \sum_{i=1}^n \mu_N(x_i) / x_i \quad (4)$$

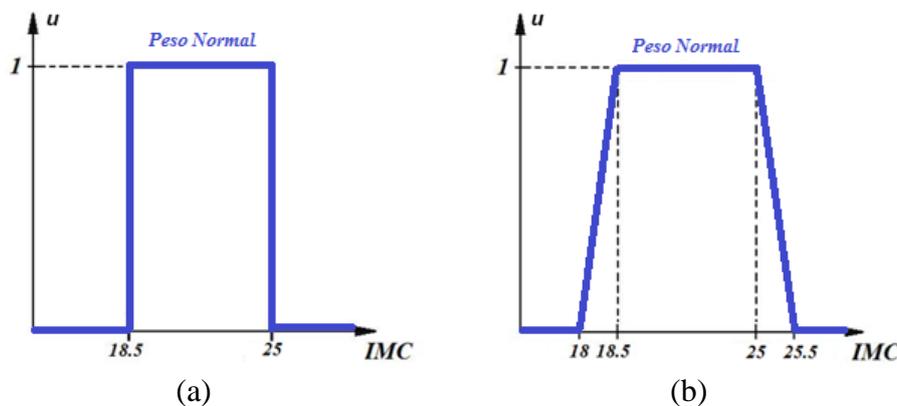


Figura 1 - Conjunto representando IMC de pessoa adulta (a) Clássico e (b) *Fuzzy*.

No conjunto clássico, quando a pessoa tem IMC igual a 18,4, não pertence ao conjunto de pessoas com peso normal, $\mu_N(x) = 0$. Mas quando tem um índice de massa corpórea igual a 18,5, esta pertence a este grupo, $\mu_N(x) = 1$. Utilizando o mesmo exemplo com base na lógica *fuzzy*, o conjunto de pessoas com peso normal é representado por uma função de pertinência trapezoidal. Quando a pessoa tem um IMC igual a 18,4, ela pertence ao conjunto de pessoas com peso normal, com grau de pertinência 0,8 e se o IMC é igual a 18,5 o grau de pertinência ao conjunto de pessoas com peso normal é igual à 1 ($\mu_N(x) = 1$).

As funções de pertinência *fuzzy* são representadas por variáveis linguísticas que podem ser expressas por palavras ou sentenças usadas na língua (ZADEH, 1975, EL-HAWARY, 1998). Uma variável linguística é definida por três elementos principais: (x, T(x), I), onde x é o nome da variável. T(x) é um conjunto de valores linguísticos para os valores de x. No caso da variável linguística índice de massa corpórea T(IMC) (Figura 2), tem-se:

$$T(\text{IMC}) = \{\text{Subnutrição, Saudável, Obeso}\}$$

Onde cada termo em $T(\text{IMC})$ é caracterizado por um conjunto *fuzzy* em um universo de discurso $I = [10,40]$.

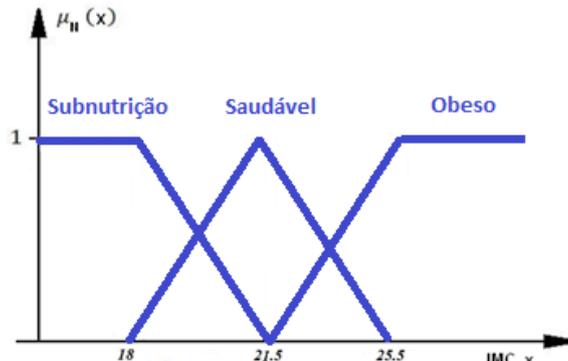


Figura 2 – Variáveis lingüísticas $T(\text{IMC})$.

2.2. Sistema de Inferência Fuzzy

Em 1972, Michio Sugeno apresentou o conceito de medidas *fuzzy*. A primeira aplicação utilizando a lógica *fuzzy* ocorreu em 1974, quando Ebrahim Mamdani aplicou o conceito da lógica *fuzzy* para controlar uma máquina a vapor (DUALIBE et al., 2003; TANAKA, 1996). A lógica *fuzzy* continuou a ser utilizada principalmente na indústria japonesa, que nos anos 1980 e 1990 produziu um grande número de eletrodomésticos e soluções industriais utilizando controladores *fuzzy*. Essas aplicações industriais colocaram a lógica *fuzzy* em foco na comunidade científica (DUALIBE et al., 2003).

O sistema de inferência *fuzzy*, apresentado na Figura 3, é constituído por três blocos principais: o fuzificador, a inferência e o defuzificador (MENDEL, 1995).

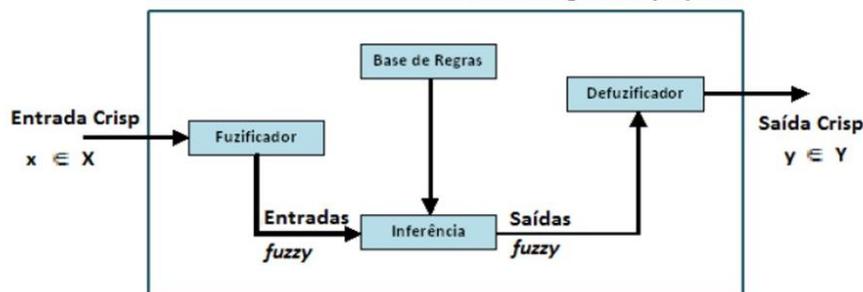


Figura 3 – Representação de um Sistema de Inferência Fuzzy.

O **fuzificador** tem a função de transformar o valor de entrada real (também conhecida como *crisp*) em seu valor *fuzzy* correspondente. Nesta etapa são atribuídos valores lingüísticos as variáveis de entrada para que essas possam ser trabalhadas pelo sistema de inferência *fuzzy*.

A **base de regras** contém o conjunto de regras que irá realizar todo o raciocínio *fuzzy* por meio das variáveis lingüísticas. E é composta por regras condicionais do tipo SE-ENTÃO; sendo as entradas x_1, \dots, x_p os antecedentes da regra e a saída y o conseqüente da regra. A l – ésima regra é representada pela Equação (5).

$$R^l: \text{SE } x_1 \text{ é } F_1^l \text{ e } \dots \text{ e } x_p \text{ é } F_p^l, \text{ ENTÃO } y \text{ é } G^l \quad (5)$$

O **módulo de inferência** realiza o cálculo de todo o sistema *fuzzy*, de acordo com a base de regras. Neste trabalho será apresentado o sistema de inferência Mamdani, também

conhecido como Máximo e Mínimo, que é o método de raciocínio *fuzzy* mais utilizado (TANAKA, 1996). Para o cálculo de um sistema de inferência *fuzzy* composto de duas regras, com dois antecedentes e um conseqüente cada.

Primeiro, é feito o cálculo do mínimo entre os graus de ativação das entradas fuzificadas. Em seguida, é realizado o mínimo entre os conseqüentes das regras e os graus de ativação obtidos, obtendo-se assim, uma função de pertinência ceifada. A função resultante é obtida, utilizando o operador máximo das funções resultantes, conforme apresentado na Figura 4.

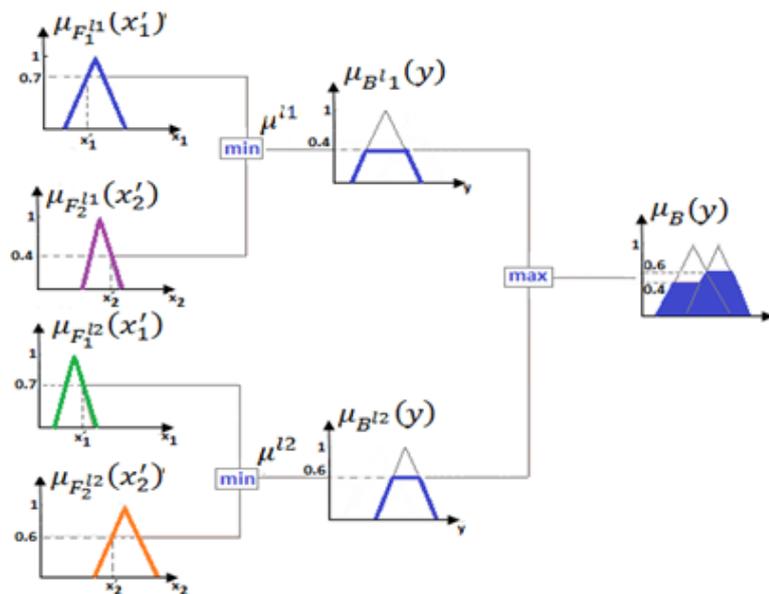


Figura 4 – Exemplo do Sistema de Inferência *Fuzzy* Mamdani.

O **defuzificador** translada a informação do domínio *fuzzy* para o domínio real, ou seja, realiza a operação inversa do fuzificador. O método de defuzificação **centro de área** (Figura 5), também conhecido como centróide, é o método de defuzificação mais conhecido (DRIANKOV, D.; HELLENDORN, H.; REINFRANK, M., 1996). No caso discreto, o resultado é obtido pela Equação (6).

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \mu_U(u_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_U(u_i)} \quad (6)$$

Sendo N o número de pontos, μ_U a união da área das funções de pertinência e u é o valor de ativação da respectiva regra *fuzzy* armazenada na base de regras existente no sistema.

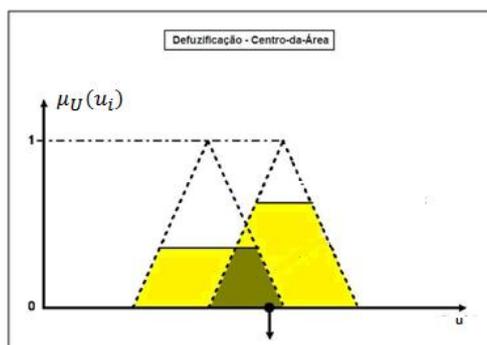


Figura 5 – Método de defuzificação centro de área.

2.3. Referencial Teórico Educacional

Ensinar um conteúdo consiste em um processo planejado cuja organização de suas partes deve ser plenamente justificada e, para tanto, a adoção de um referencial teórico educacional contribui consideravelmente nesta elaboração (MORAES & DIAS, 2012; DIAS & SAMPAIO, 2011). Caso contrário, normalmente, a atividade educacional recai no que se chama de transposição de conhecimentos, na qual a consciência da forma de ensinar é muito limitada e os resultados nos ambientes de ensino dependem das qualidades pessoais de quem ensina, tais como, empatia e oratória.

Felder & Brent (2005) defendem que os estudantes possuem diferentes níveis de motivação, diferentes percepções sobre ensinar e aprender e diferentes respostas em certos ambientes e práticas instrucionais. Diante de tal condição, o docente deve estar atento quanto aos estilos de aprendizagem dos estudantes (como percebem, interagem e respondem no ambiente de aprendizado), tirar proveito das abordagens para o aprendizado e formas de estudo (superficial, aprofundada e estratégica) e entender que nem todos possuem o mesmo nível intelectual.

Dotar os conteúdos de significado, ou seja, contextualizar o ensino, constitui em estratégia que tem se mostrado bastante eficaz do ponto de vista didático-pedagógico, pois promove a discussão conceitual e desenvolve o senso crítico, tendo como cenário os elementos que fazem parte do cotidiano das pessoas (HUDSON et al., 2008). Em síntese, para que se crie condições favoráveis nos processos de ensino-aprendizado, devem ocorrer: o conteúdo a ser aprendido seja potencialmente significativo para a formação profissional e o estudante manifeste uma disposição de relacionar o novo saber de maneira substantiva e não-arbitrária a sua estrutura cognitiva (MOREIRA & MASINI, 1982).

A discussão desenvolvida neste trabalho adota como referencial teórico educacional a abordagem histórico-cultural proposta por Vygotsky, também chamada por alguns autores de sociointeracionista. Neste contexto, o nível de desenvolvimento em que se encontra um grupo de indivíduos (nível de desenvolvimento real) é o ponto de partida para a ação do docente (parceiro mais capaz), o qual cria situações para que o grupo em questão atinja um nível de desenvolvimento potencial (decorrente da aprendizagem dos conteúdos); a transição de um nível para o outro ocorre numa região psicológica conhecida como zona de desenvolvimento proximal, sendo esta totalmente individual, mesmo dentro de um processo interpessoal (OLIVEIRA, 1993). Uma das contribuições de relevância do trabalho de Vygotsky diz respeito ao aperfeiçoamento das habilidades de utilização dos signos (símbolos dotados de significado; por exemplo, as palavras), os quais, quando internalizados, são responsáveis por representações mentais que substituem os objetos do mundo real (OLIVEIRA, 1993).

3. A REALIDADE DA SALA DE AULA – RACIOCÍNIO FUZZY

No desenvolvimento dos conteúdos da disciplina Introdução à Inteligência Artificial foi proposto aos alunos o seguinte exemplo:

“Implementar um modelo *fuzzy* para estimar a obesidade. Neste sistema possui como variáveis de entrada o peso e a altura e a saída é o IMC. O universo de discurso das variáveis são apresentadas a seguir: Peso 40 até 120 kg; Altura 1,50 até 2,00 metros; Saída: Risco de Obesidade - $IMC = \text{peso}/\text{altura}^2$. A classificação da saída que indica o grau de obesidade do indivíduo (IMC) é apresentada na Tabela 1. Apresentar todas as etapas para elaboração do sistema de inferência *fuzzy* Mamdani, para determinação do índice de massa corpórea (IMC)”.

Tabela 1 – Classificação de saída do IMC – Índice de massa corpórea (WHO, 2014).

IMC	Classificação
16 a < 17	Magreza moderada
17 a < 18,5	Magreza leve
18,5 a < 25	Saudável
25 a < 30	Sobrepeso
30 a < 35	Obesidade Grau I
≥35	Obesidade Grau II (severa)

Nos itens a seguir, são apresentadas as etapas para a solução do problema, sob o ponto de vista do docente, respeitando-se o referencial teórico educacional, a fim de dotar de significado a proposta de atividade aos alunos.

3.1. Fuzificação

A fuzificação engloba as seguintes etapas: análise do problema, definição das variáveis de entrada e saída, definição do intervalo do universo de discurso, definição do número de funções de pertinência por variável, a definição do tipo de função de pertinência por variável de entrada e saída e por fim, a definição das variáveis linguísticas. Nesta etapa as variáveis linguísticas são definidas de forma subjetiva pelo especialista, bem como suas funções de pertinência.

Para realizar a fuzificação é necessário fazer a análise do problema. Primeiro, deve-se determinar qual vai ser o universo de discurso das variáveis de entrada (Peso e Altura), estas variáveis devem ser determinadas com base no cálculo da variável de saída (IMC).

O universo de discurso da variável de saída é apresentado na Tabela 1 varia entre 16 e 40, ou seja um valor maior que 35. E os universos de discurso das variáveis de entrada variam entre 1,4 até 2 metros para Altura e de entre 40 até 120 kg para variável peso.

Conforme apresentado anteriormente, a definição do número e tipo de funções de pertinência por entrada e saída são elaboradas de forma subjetiva, de acordo com a opinião do especialista e da necessidade do problema.

A variável de saída IMC foi subdividida e renomeada, a partir da Tabela 1, nas seguintes variáveis linguísticas: muito magro, magro, normal, acima-do-peso, obesidade 1 e obesidade 2, sendo que o universo de discurso IMC que varia de 16 a 40. A Figura 6 apresenta a variável de saída IMC, composta por seis funções de pertinência, sendo quatro triangulares e duas trapezoidais (extremidades).

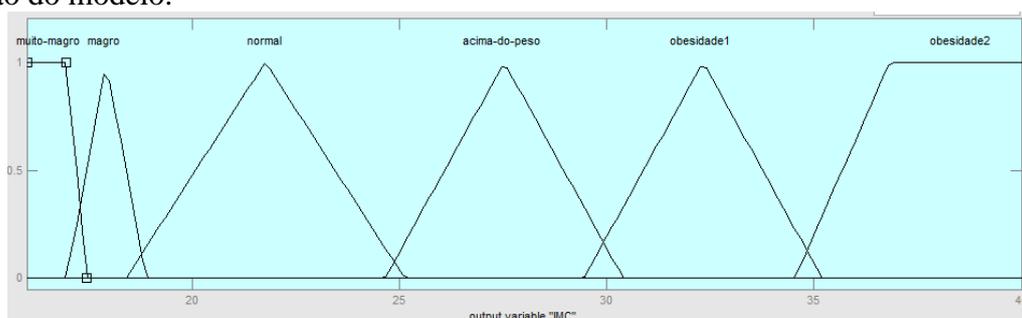


Figura 6 – Representação da função de pertinência de saída (IMC).

Os intervalos das funções de pertinência são elaborados de acordo com a opinião do especialista. Seja por exemplo dois especialistas, um do Brasil e outro da Alemanha, a distribuição dos intervalos das funções de pertinência é elaborada de acordo com a realidade de cada local, uma pessoa com 1,78 metros é considerada alta no Brasil, e na Alemanha é considerada de altura média.

A primeira variável de entrada do modelo desenvolvido é o peso. Esta variável foi subdividida em quatro funções de pertinências: leve, médio, alto e muito alto. Sendo duas triangulares e duas trapezoidais (extremidades). O universo de discurso desta variável varia entre 40 e 120 kg. A Figura 7 apresenta as funções de pertinências da variável de entrada peso.

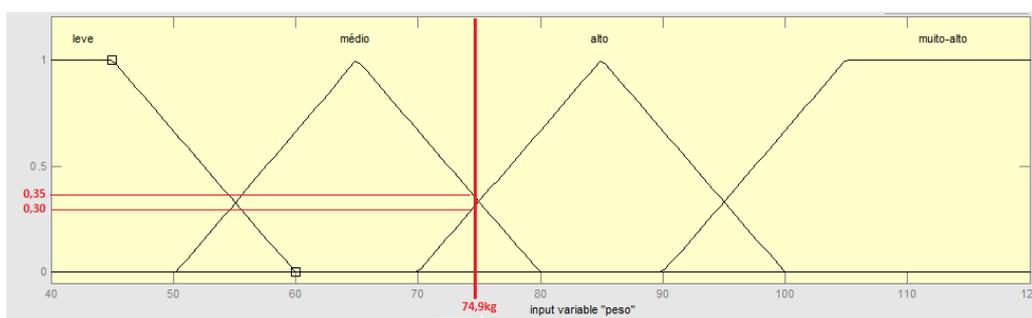


Figura 7 – Representação da função de pertinência de entrada (peso).

A segunda variável de entrada do modelo desenvolvido é a altura. Esta variável foi subdividida em quatro funções de pertinências: baixo, médio, alto e muito alto. Sendo duas triangulares e duas trapezoidais (extremidades). O universo de discurso desta variável varia entre 1,5 e 2 metros. A Figura 8 apresenta as funções de pertinências da variável de entrada altura.



Figura 8 – Representação da função de pertinência de entrada (altura).

Seja por exemplo, uma pessoa com 74,9kg e 1,76 metros, estas entradas *crisp* são fuzificadas para os conjuntos *fuzzy* lingüísticos apropriados (NEGNEVITSKY, 2001). A entrada *crisp* (Peso= 74,9kg) corresponde as funções de pertinência médio e alto, com grau de pertinência, 0,35 e 0,3, respectivamente (Figura 7). E a entrada *crisp* (Altura= 1,76m) corresponde as funções de pertinência médio e alto, com grau de pertinência, 0,4 e 0,15, respectivamente (Figura 8). Uma vez realizada a operação de fuzificação, deve-se elaborar a base de regras.

3.2. Base de Regras

A base de regras é elaborada de acordo com a opinião do especialista, combinando todas as entradas possíveis (4 funções de pertinência da entrada Peso x 4 funções de

pertinência da entrada Altura), totalizando 16 regras (Tabela 2). Para facilitar a visualização, a base de regras também pode ser representada no formato de tabela, conforme mostrado na Tabela 3.

Tabela 2 – Base de Regras do Sistema de Inferência *Fuzzy* IMC.

Regra 01:	SE (Peso é Leve)	E (Altura é Baixa)	ENTÃO (IMC é Normal);
Regra 02:	SE (Peso é Leve)	E (Altura é Média)	ENTÃO (IMC é Magro);
Regra 03:	SE (Peso é Leve)	E (Altura é Alta)	ENTÃO (IMC é Muito Magro);
Regra 04:	SE (Peso é Leve)	E (Altura é Muito Alta)	ENTÃO (IMC é Muito Magro);
Regra 05:	SE (Peso é Médio)	E (Altura é Baixa)	ENTÃO (IMC é Acima do Peso);
Regra 06:	SE (Peso é Médio)	E (Altura é Média)	ENTÃO (IMC é Normal);
Regra 07:	SE (Peso é Médio)	E (Altura é Alta)	ENTÃO (IMC é Magro);
Regra 08:	SE (Peso é Médio)	E (Altura é Muito Alta)	ENTÃO (IMC é Muito Magro);
Regra 09:	SE (Peso é Alto)	E (Altura é Baixa)	ENTÃO (IMC é Obesidade 1);
Regra 10:	SE (Peso é Alto)	E (Altura é Média)	ENTÃO (IMC é Acima do Peso);
Regra 11:	SE (Peso é Alto)	E (Altura é Alta)	ENTÃO (IMC é Normal);
Regra 12:	SE (Peso é Alto)	E (Altura é Muito Alta)	ENTÃO (IMC é Magro);
Regra 13:	SE (Peso é Muito Alto)	E (Altura é Baixa)	ENTÃO (IMC é Obesidade 2);
Regra 14:	SE (Peso é Muito Alto)	E (Altura é Média)	ENTÃO (IMC é Obesidade 1);
Regra 15:	SE (Peso é Muito Alto)	E (Altura é Alta)	ENTÃO (IMC é Acima do Peso);
Regra 16:	SE (Peso é Muito Alto)	E (Altura é Muito Alta)	ENTÃO (IMC é Normal).

Tabela 3 – Base de Regras do Sistema de Inferência *Fuzzy* IMC.

Altura	Peso			
	Leve	Médio	Alto	Muito Alto
Baixo	N	AP	OB1	OB2
Médio	M	N	AP	OB1
Alto	MM	M	N	AP
Muito Alto	MM	MM	M	N

Voltando ao exemplo apresentado anteriormente, as entradas *crisp* (Peso= 74,9kg e Altura= 1,76m) fuzificadas, $\mu_{x=Peso\ Médio} = 0,35$, $\mu_{x=Peso\ Alto} = 0,30$, $\mu_{y=Altura\ Média} = 0,4$ e $\mu_{y=Altura\ Alta} = 0,15$ são aplicadas aos antecedentes das regras, e desta forma as regras: 6, 7, 10 e 11 são ativadas, de acordo com as Tabelas 2 e 3, dando início ao processo de inferência.

3.3. Inferência

Na primeira etapa do processo de inferência (Mamdani) é realizada a operação *t-norma* (mínimo) dos graus de ativação dos antecedentes de todas as regras ativadas. Seja, por exemplo, a regra 6: SE (Peso é Médio) E (Altura é Média) ENTÃO (IMC é Normal). Primeiro

é realizado o operador mínimo entre os graus de ativação do Peso ($\mu_{x=Medio} = 0,35$) e da Altura ($\mu_{y=Media} = 0,4$), ($\mu^l = \min[0,35, 0,4] = 0,35$), conforme apresentado na Figura 9.

Em seguida, é realizado o operador *t-norma* (mínimo) entre grau de ativação resultante da regra (μ^l) e a função de pertinência do conseqüente da mesma regra. Continuando o exemplo anterior, o conseqüente da regra 6 é IMC é Normal. Então é realizada operação mínimo entre o grau de ativação resultante ($\mu^l = 0,35$) e a função de pertinência triangular do conseqüente da regra IMC Normal. Obtendo-se assim, uma função de pertinência ceifada, conforme apresentado na Figura 9, em relação à Regra 6.

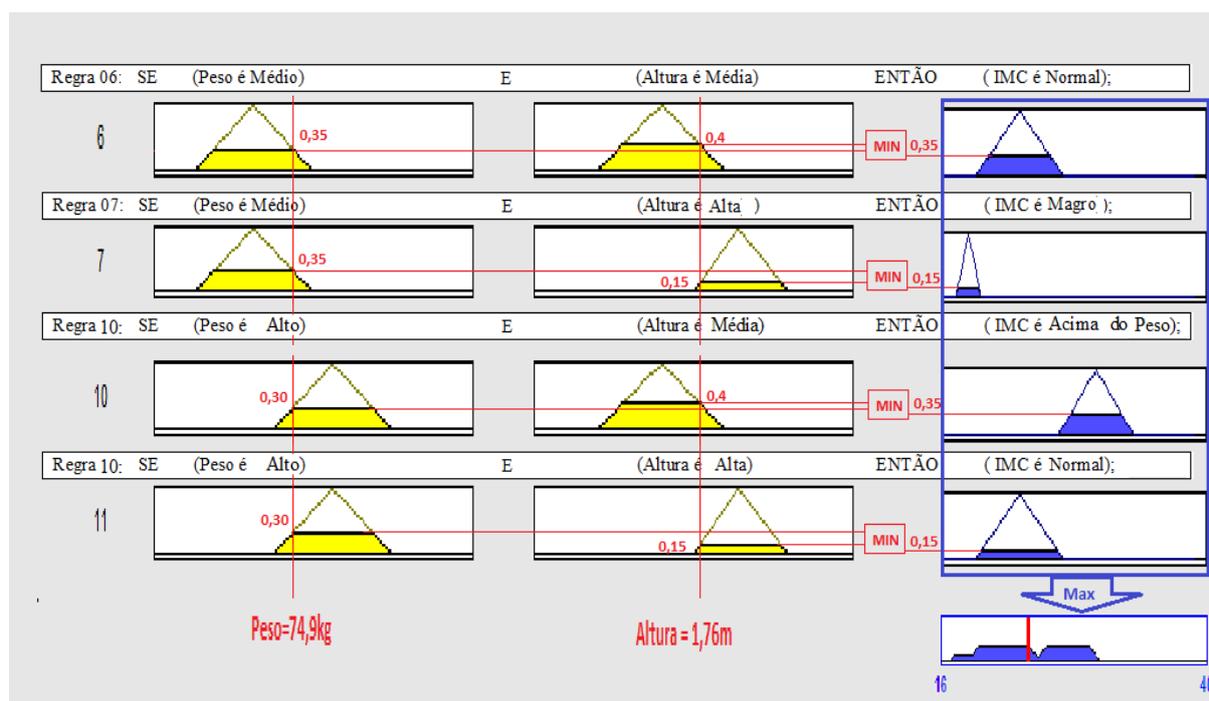


Figura 9 – Exemplo do Sistema de Inferência Fuzzy para cálculo do IMC.

Por fim, os conseqüentes ponderados de todas as regras pertinentes são combinadas em um único conjunto *fuzzy* de saída. A função resultante é obtida, utilizando o operador *t-conorma* (máximo), conforme apresentado na Figura 9.

3.4. Defuzificação

O processo de defuzificação converte a informação do domínio *fuzzy* para o domínio real, no método de defuzificação centro de área, calcula-se o centróide da função resultante, de acordo com a Equação (6) e as Figuras 9 e 10, obtendo-se a Equação (7).

$$u^* = \frac{(17)*0+(18+19)*0,15+(20+21+22+23+24)*0,35+25*0,1+(26+27+28+29)*0,35+30*0,15+30,5*0}{0+0,15*2+0,35*5+0,1+0,35*4+0,15+0} = 24,2 \text{ kg/m}^2 \quad (7)$$

O cálculo do centro de gravidade para determinar o IMC é apresentado na Equação (7). O valor do IMC obtido foi 24,2 kg/m². E o valor calculado do IMC utilizando a fórmula IMC= peso/altura² foi 24,18 kg/m², que mostra que o modelo *fuzzy* respondeu conforme esperado.

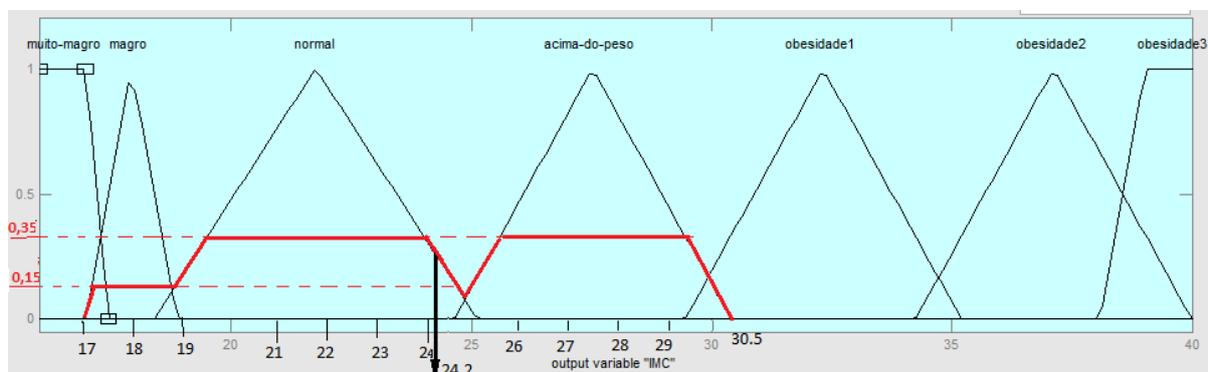


Figura 10 – Exemplo do processo de defuzzificação para o cálculo do IMC.

4. CONCLUSÃO

A mudança de estratégia de ensino favoreceu o processo de aprendizagem, visto que a ação do docente foi coerente com a aplicação do referencial teórico educacional, ao dotar o conteúdo de significado, ou seja, ocorreu a contextualização. Diante do exposto, ao justificar a ação do docente dentro de uma teoria educacional permite classificar as ações que são eficazes e estudá-las, permitindo a realização de um ciclo virtuoso no aprimoramento da atividades didático-pedagógicas e, conseqüentemente, conduzir os alunos através da zona de desenvolvimento proximal de forma consciente.

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

DIAS, R. A., SAMPAIO, D. J. B. S. O uso racional da energia através da eletrônica: uma abordagem sócio-interacionista. Anais: XXXIX Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia. Blumenau: FURB, 2011.

DRIANKOV, D.; HELLENDORRN, H.; REINFRANK, M. Na Introduction to Fuzzy Control, Springer, 316p., 1996.

DUALIBE, C.; VERLEYSEN, M.; JESPER, P. Design of analog fuzzy logic controllers in CMOS Technologies: implementation, test and application. New York: Kluwer Academic Pub., 2003.

EL-HAWARY, M. E. Electric power applications of fuzzy systems. IEEE Press Series on Power Engineering, 1998.

FELDER, Richard M.; BRENT, Rebecca. Understanding student differences. Journal of Engineering Education, v.94, n.1, p.57-72, 2005.

HUDSON, T. A.; GOLDMAN, M.; SEXTON, S. M. Using behavioral analysis to improve student confidence with analog circuits. IEEE Transactions on Education, v. 51, n. 3, p.370-377, ago. 2008.

MENDEL, J. M.. Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial. Proceedings of the IEEE, 1995.



MOREIRA, M. A.; MASINI, E. F. S. Aprendizagem significativa: a teoria de David Ausubel. São Paulo: Moraes, 1982. 112 p.

MORAES, R. S., DIAS, R. A. Polarização de transistores: uma abordagem sócio-interacionista. Anais: XL Congresso Brasileiro de Educação em Engenharia. Belém: UFPA, 2012.

NEGNEVITSKY, Michael. Artificial Intelligence: a guide to intelligent systems. Addison-Wesley, 2001. 394 p.

OLIVEIRA, M. K. Vygotsky: aprendizado e desenvolvimento um processo sócio-histórico. São Paulo: Scipione, 1993. 111 p.

SANDRI, Sandra; CORREA, Cláudio. Lógica nebulosa. Escola de redes neurais: Conselho Nacional de Redes Neurais, v. 5, p. 73-90, 1999.

TANAKA, Kazuo. An Introduction to Fuzzy Logic for Practical Applications. Springer, 1996. 136 p.

WHO. BMI Classification. World Health Organization. Disponível em: <http://apps.who.int/bmi/index.jsp?introPage=intro_3.html> Acesso em: 10 mai. 2014.

ZADEH, L. A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning – I. Information Sciences, v. 8, n. 3, p.199-249, Jul, 1975.

DEMYSTIFYING FUZZY LOGIC

Abstract: *Teaching something is not a trivial activity, in which just the teacher make the collage of content present in the references, placing them in a particular sequence that makes sense to the understanding of who prepares, for the other side, in classrooms and laboratories, there are students and their ways of learning, understanding, studying and applying. The developed educational proposal is the result of experiences in the teaching of fuzzy logic in the course Introduction to Artificial Intelligence. Initially, the concepts of fuzzy logic were presented through slides, with some general examples and observed that students were finding difficult to apply the theory in lab classes. In subsequent years, we proposed a practical example of how the fuzzy inference system works. By providing meaningful content, the gap between lecture and practical session was completed, favoring the learning process. The positive results observed in the teaching-learning process is justified by the historical-cultural approach proposed by Vygotsky, which assumes the condition of educational theoretical framework, allowing for better articulation between content, teaching, teaching and learning.*

Key-words: *fuzzy logic, fuzzy reasoning, fuzzy inference system.*