

Modelagem Fuzzy de Diagnóstico Médico e Monitoramento do Tratamento da Pneumonia

Wanda Aparecida Lopes¹,

Rosana Sueli da Motta Jafelice²,

FAMAT – UFU, 38408-100, Uberlândia/MG.

Laécio Carvalho de Barros³,

DMA, IMECC – UNICAMP, 13083-859, Campinas/SP.

Resumo. Neste artigo, propomos um sistema fuzzy que simula a atuação de um médico no diagnóstico de pacientes que apresentam sinais e sintomas de doenças das vias aéreas superiores e inferiores, a partir de informações dadas por especialista da área. Consideramos um paciente com uma pneumonia grave que necessitou de um aparelho de respiração mecânica, onde relacionamos parâmetros do indivíduo; fração inspirada de oxigênio do respirador e a saturação parcial de oxigênio do paciente como variáveis lingüísticas que influenciam a compensação das trocas gasosas, através de um sistema baseado em regras fuzzy. A partir, da compensação das trocas gasosas como antecedente de um outro sistema baseado em regras fuzzy, determinamos se a respiração mecânica é fraca ou forte. Desta forma, podemos dar um indicativo para o especialista, se o indivíduo tem condições de respirar espontaneamente.

Palavras-chave: Conjuntos Fuzzy; Diagnóstico Médico; Pneumonia.

¹wandaprof@yahoo.com.br

²rmotta@ufu.br

³laeciocb@ime.unicamp.br

1. Introdução

O ser humano, há séculos, sofre e sente dores. O diagnóstico médico pode ser uma tarefa complicada, de certa forma, é um exercício de comparação: o médico precisa confrontar os dados que reuniu (através da anamnese, do exame físico e dos exames complementares) com as informações disponíveis a respeito das diversas doenças existentes.

Diagnóstico Médico Fuzzy é uma aplicação da teoria dos conjuntos fuzzy que é feita com a ajuda de um especialista médico. O objetivo desta aplicação é propor um sistema fuzzy para ajudar o médico a tomar decisões e optar por exames laboratoriais mais detalhados (Barros e Bassanezi, 2001).

Neste artigo optamos por diagnosticar doenças das vias aéreas superiores e inferiores. Com as informações da especialista, foi possível relacionar sinais e sintomas de alguns indivíduos com as doenças em questão.

Consideramos um indivíduo que foi diagnosticado com uma pneumonia bacteriana grave e que necessitou de um tratamento em uma UTI (Unidade de Tratamento Intensiva) tendo a necessidade do uso de um aparelho de respiração mecânica, onde a compensação das trocas gasosas do indivíduo foi considerada como uma variável lingüística fuzzy que depende da fração inspirada de oxigênio do respirador e da saturação parcial de oxigênio do indivíduo. Inclusive, através do sistema baseado em regras fuzzy, podemos ter um indicativo quanto a possibilidade de retirar o indivíduo da respiração mecânica.

Na próxima seção, apresentamos alguns conceitos importantes da teoria dos conjuntos fuzzy.

2. Preliminares

Um *subconjunto fuzzy* F do conjunto universo \mathcal{U} é definido em termos de uma função de *pertinência* μ que cada elemento x de \mathcal{U} associa um número $\mu(x)$, entre zero e um chamado de grau de pertinência de x a F . Assim, o

conjunto fuzzy F é simbolicamente indicado por sua função de pertinência

$$u : \mathcal{U} \rightarrow [0, 1]$$

Os valores $u(x) = 1$ e $u(x) = 0$ indicam, respectivamente, a pertinência plena e a não pertinência do elemento x a F .

É interessante notar que um subconjunto clássico A de \mathcal{U} é um particular conjunto fuzzy para o qual a função de pertinência é a função característica de A , isto é,

$$u_A : \mathcal{U} \rightarrow [0, 1].$$

Uma relação fuzzy R , sobre $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_2 \times \dots \times \mathcal{U}_n$, é qualquer subconjunto fuzzy do produto cartesiano $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_2 \times \dots \times \mathcal{U}_n$. Se o produto cartesiano for formado por apenas dois conjuntos, $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_2$, a relação é chamada de fuzzy binária sobre $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_2$. Uma noção que será muito importante para o nosso trabalho, é o produto cartesiano entre conjuntos.

O produto cartesiano $R(x_1, x_2, \dots, x_n)$ dos subconjuntos fuzzy A_1, A_2, \dots, A_n de $\mathcal{U}_1, \mathcal{U}_2, \dots, \mathcal{U}_3$, é a relação fuzzy

$$R(x_1, x_2, \dots, x_n) = u_{A_1}(x_1) \wedge u_{A_2}(x_2) \wedge \dots \wedge u_{A_n}(x_n) \quad (2.1)$$

onde \wedge é a t-norma min.

A noção e utilização de produto cartesiano fuzzy ficará mais clara quando introduzirmos o conceito de sistemas baseados em regras fuzzy, que são sistemas compostos de regras da forma 'Se...então', pois estas regras podem ser interpretadas como produtos cartesianos de conjuntos fuzzy.

Os sistemas baseados em regras fuzzy (SBRF) contêm quatro componentes: um processador de entrada que realiza a fuzzificação dos dados de entrada, uma coleção de regras nebulosas chamada base de regras, uma máquina de inferência fuzzy (Método de Mamdani) e um processador de saída que fornece um número real como saída (Jafelice, 2003). Estes componentes estão conectados conforme indicado na Figura 1.

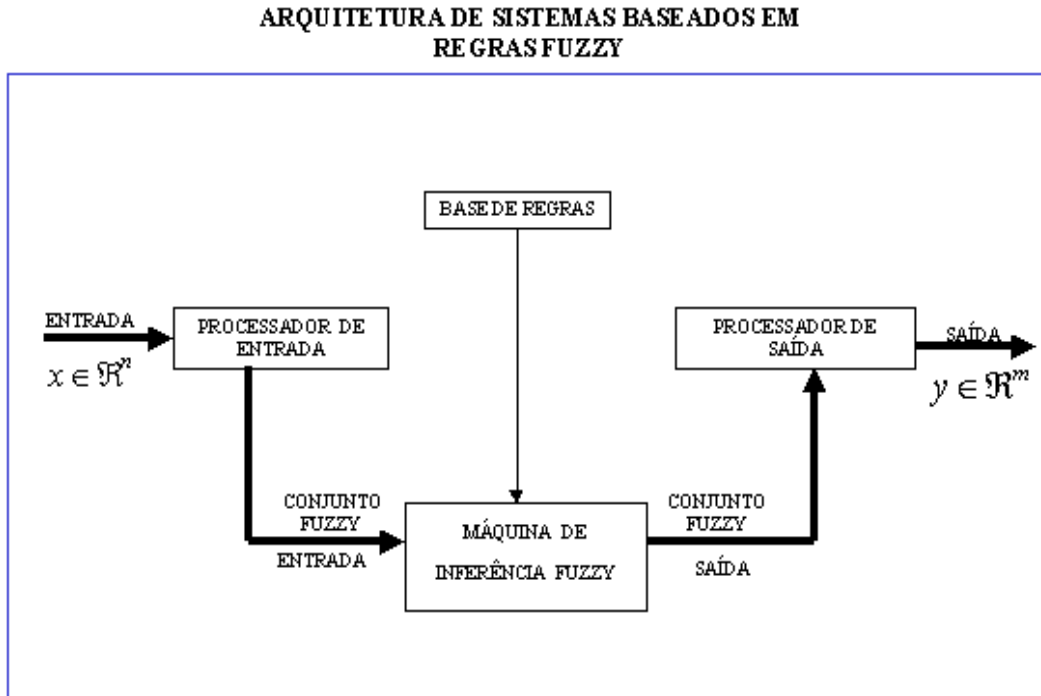


Figura 1: Sistemas baseados em regras fuzzy (Jafelice, 2003).

- **Processador de Entrada (Fuzzificação)**

Neste componente as entradas do sistema são traduzidas em conjuntos fuzzy em seus respectivos domínios. A atuação de um especialista na área do fenômeno a ser modelado é de fundamental importância para colaborar na construção das funções de pertinências para a descrição das entradas.

- **Base de Regras**

Este componente, juntamente com a máquina de inferência, pode ser considerado o núcleo dos sistemas baseados em regras fuzzy. Ele é composto por uma coleção de proposições fuzzy na forma Se...então....

Cada uma destas proposições pode, por exemplo, ser descrita lingüísticamente de acordo com o conhecimento de um especialista. A base de regras descreve relações entre as variáveis lingüísticas, para serem utilizadas na máquina de inferência fuzzy que descreveremos no próximo item.

- **Máquina de Inferência Fuzzy**

É neste componente que cada proposição fuzzy é traduzida matematicamente por meio das técnicas de raciocínio aproximado. Os operadores matemáticos serão selecionados para definir a relação fuzzy que modela a base de regras. Desta forma, a máquina de inferência fuzzy é de fundamental importância para o sucesso do sistema fuzzy, já que fornece a saída a partir de cada entrada fuzzy e da relação definida pela base de regras. Apresentaremos aqui um dos métodos particulares de Inferência Fuzzy: o Método de Mamdani.

Método de Mamdani

Uma regra Se (antecedente) então (conseqüente) é definida pelo produto cartesiano fuzzy dos conjuntos fuzzy que compõem o antecedente e o conseqüente da regra. O método de Mamdani agrega as regras através do operador lógico OU, que é modelado pelo operador máximo e, em cada regra, o operador lógico E é modelado pelo operador mínimo. Veja as regras a seguir:

Regra 1: Se (x é A_1 e y é B_1) então (z é C_1).

Regra 2: Se (x é A_2 e y é B_2) então (z é C_2).

A Figura 2 ilustra como uma saída real z de um sistema de inferência do tipo Mamdani é gerada a partir das entradas x e y reais e a regra de composição *max-min*.

A saída $z \in \mathbb{R}$ é obtida pela defuzzificação do conjunto fuzzy de saída $C = C'_1 \cup C'_2$ da Figura 2.

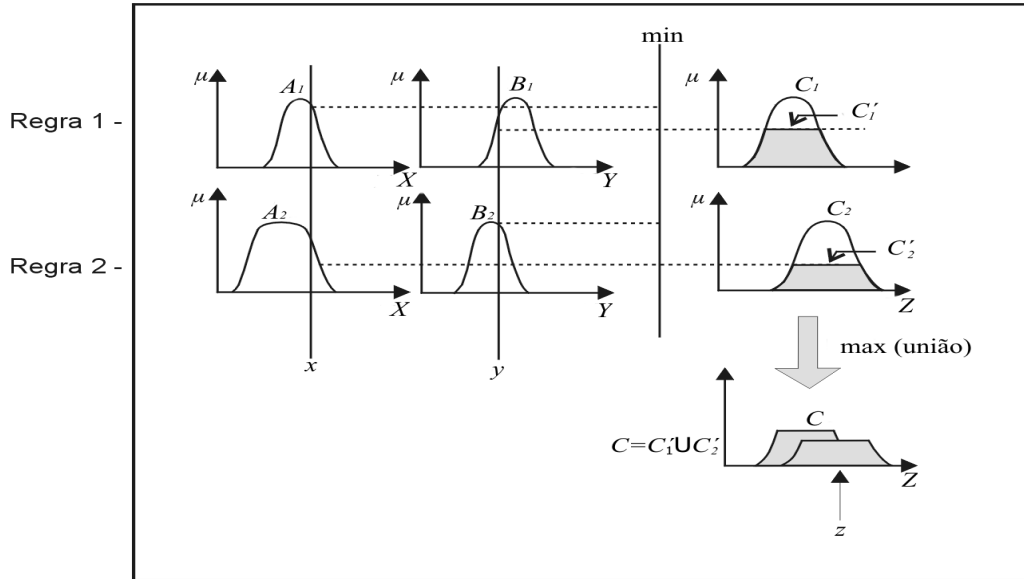


Figura 2: Método de Mamdani com composição *max-min*.

Uma definição importante em diagnóstico médico é composição de relações fuzzy binárias, que definimos a seguir:

Considere R e S duas relações fuzzy binárias em $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_2$ e $\mathcal{U}_2 \times \mathcal{U}_3$, respectivamente.

A composição RoS é uma relação fuzzy binária em $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_3$ por

$$u_{RoS}(x_1, x_3) = \max_{x_2 \in \mathcal{U}_2} [\min(u_R(x_1, x_2), u_S(x_2, x_3))]. \quad (2.2)$$

Quando os conjuntos \mathcal{U}_1 , \mathcal{U}_2 e \mathcal{U}_3 são finitos, então a forma matricial da relação RoS , dada pela composição max-min, é obtida como uma multiplicação de matrizes substituindo-se o produto pelo mínimo e a soma pelo máximo.

Definiremos um caso especial da composição max-min, que será utilizada no diagnóstico médico.

Sejam \mathcal{U}_1 e \mathcal{U}_2 dois conjuntos, $F(\mathcal{U}_1)$ e $F(\mathcal{U}_2)$, as classes dos conjuntos fuzzy de \mathcal{U}_1 e \mathcal{U}_2 , respectivamente, e R uma relação binária sobre $\mathcal{U}_1 \times \mathcal{U}_2$.

Então a relação R define um funcional de $F(\mathcal{U}_1)$ em $F(\mathcal{U}_2)$ que a cada elemento $A_1 \in F(\mathcal{U}_1)$, faz corresponder o elemento $A_2 \in F(\mathcal{U}_2)$, a função de pertinência é dada por:

$$u_{A_2}(x_2) = u_{R(A_1)}(x_2) = \max_{x_1 \in \mathcal{U}_1} [\min(u_{A_1}(x_1), u_R(x_1, x_2))] \quad (2.3)$$

3. Diagnóstico Médico Fuzzy

A idéia básica é relacionar os sinais e sintomas dos pacientes com as possíveis doenças das vias aéreas superiores e inferiores, de acordo com os conhecimentos médicos da especialista.

Considere os seguintes conjuntos universais:

- U = conjunto dos pacientes;
- V = conjunto de sinais e sintomas;
- W = conjunto de doenças.

Neste caso, trata-se de doenças das vias aéreas superiores e inferiores das quais tem-se conhecimento de sete pacientes $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7$, com os sinais e sintomas $s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8, s_9, s_{10}, s_{11}, s_{12}, s_{13}, s_{14}$, que apresentaram os diagnósticos $d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7$ onde:

- | | |
|----------------------------|---------------------------------|
| • s_1 = febre | • s_8 = irritação de garganta |
| • s_2 = tosse produtiva | • s_9 = rouquidão |
| • s_3 = tosse seca | • s_{10} = coriza |
| • s_4 = cefaléia | • s_{11} = espirros |
| • s_5 = dor torácica | • s_{12} = dispnéia |
| • s_6 = dores musculares | • s_{13} = sudorese |
| • s_7 = mal-estar geral | • s_{14} = calafrios |

- d_1 = pneumonia
- d_2 = bronquite
- d_3 = rinite
- d_4 = sinusite
- d_5 = gripe
- d_6 = laringite
- d_7 = amigdalite

Esses dados irão compor a base de conhecimentos que serão expressos por meio de relações fuzzy. Solicitamos a especialista que estabelecesse o grau da relação fuzzy R , Tabela 1, onde as colunas são as doenças consideradas, as linhas são os sinais e sintomas, e os valores da matriz são o grau com que os sinais e sintomas se relacionam com as doenças. Na Tabela 2 apresentamos o grau em que os sinais e sintomas aparecem nos pacientes, estes graus foram solicitados a especialista.

s \ d	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7
s_1	1.0	0.1	0.0	0.6	0.5	0.2	0.9
s_2	0.8	0.3	0.2	0.7	0.5	0.4	0.1
s_3	0.8	0.9	0.8	0.5	0.5	0.4	0.2
s_4	0.3	0.2	0.2	0.9	0.8	0.1	0.3
s_5	0.8	0.4	0.1	0.1	0.2	0.1	0.0
s_6	0.4	0.0	0.4	0.2	0.9	0.3	0.6
s_7	0.9	0.3	0.2	0.7	0.8	0.3	0.9
s_8	0.1	0.1	0.3	0.4	0.8	0.5	1.0
s_9	0.0	0.3	0.2	0.1	0.3	1.0	0.4
s_{10}	0.2	0.2	0.9	0.8	0.5	0.2	0.1
s_{11}	0.2	0.2	1.0	0.2	0.6	0.1	0.0
s_{12}	0.8	1.0	0.3	0.2	0.5	0.3	0.2
s_{13}	0.7	0.6	0.0	0.1	0.4	0.0	0.1
s_{14}	0.8	0.0	0.1	0.4	0.6	0.2	0.5

Tabela 1: Relação fuzzy sintomas x doenças.

P \ s	s													
	s ₁	s ₂	s ₃	s ₄	s ₅	s ₆	s ₇	s ₈	s ₉	s ₁₀	s ₁₁	s ₁₂	s ₁₃	s ₁₄
P ₁	0.0	0.0	0.9	0.3	0.0	0.0	0.1	0.6	1.0	0.2	0.0	0.1	0.0	0.0
P ₂	0.8	0.0	0.1	0.2	0.0	0.0	0.6	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	0.2
P ₃	0.0	0.0	1.0	0.3	0.4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.3	1.0	0.8	0.0
P ₄	1.0	0.7	0.4	0.5	0.6	0.6	0.8	0.1	0.0	0.0	0.0	0.5	0.3	0.3
P ₅	0.0	0.0	0.4	0.3	0.0	0.0	0.2	0.2	0.0	0.8	0.9	0.0	0.1	0.1
P ₆	0.3	0.5	0.0	1.0	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.4	0.3	0.2	0.0	0.0
P ₇	0.8	1.0	0.0	0.5	0.2	0.9	0.6	0.2	0.0	0.3	0.5	0.1	0.8	0.5

Tabela 2: Relação fuzzy pacientes x sintomas.

Por exemplo, o diagnóstico médico do paciente P_1 , via relação fuzzy R , é facilmente obtido através da equação (2.3). Assim, de acordo com os sianis e sintomas apresentados, o paciente P_1 pode ter uma das doenças d_i , $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$, com os respectivos graus de possibilidades:

$$u_{R(P_1)}(d_1) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_1, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 0.8$$

$$u_{R(P_1)}(d_2) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_2, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 0.9$$

$$u_{R(P_1)}(d_3) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_3, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 0.8$$

$$u_{R(P_1)}(d_4) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_4, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 0.5$$

$$u_{R(P_1)}(d_5) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_5, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 0.6$$

$$u_{R(P_1)}(d_6) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_6, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 1.0$$

$$u_{R(P_1)}(d_7) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_7, s_i), u_{P_1}(s_i)]] = 0.6$$

Assim, de acordo com os sintomas apresentados, o paciente P_4 pode ter também uma das doenças d_i , $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$, com os respectivos graus de possibilidades:

$$u_{R(P_4)}(d_1) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_1, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 1.0$$

$$u_{R(P_4)}(d_2) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_2, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 0.5$$

$$u_{R(P_4)}(d_3) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_3, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 0.4$$

$$u_{R(P_4)}(d_4) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_4, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 0.7$$

$$u_{R(P_4)}(d_5) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_5, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 0.8$$

$$u_{R(P_4)}(d_6) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_6, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 0.4$$

$$u_{R(P_4)}(d_7) = \max_{1 \leq i \leq 14} [\min[u_R(d_7, s_i), u_{P_4}(s_i)]] = 0.9$$

Desta forma, obtém-se os diagnósticos para todos os pacientes:

- $u_{R(P_1)} = (0.8; 0.9; 0.8; 0.5; 0.6; 1.0; 0.6)$
- $u_{R(P_2)} = (0.8; 0.5; 0.3; 0.6; 0.8; 0.5; 1.0)$
- $u_{R(P_3)} = (0.8; 1.0; 0.8; 0.5; 0.5; 0.4; 0.3)$
- $u_{R(P_4)} = (1.0; 0.5; 0.4; 0.7; 0.8; 0.4; 0.9)$
- $u_{R(P_5)} = (0.4; 0.4; 0.9; 0.8; 0.6; 0.4; 0.3)$
- $u_{R(P_6)} = (0.5; 0.3; 0.4; 0.9; 0.8; 0.4; 0.3)$
- $u_{R(P_7)} = (0.8; 1.0; 0.8; 0.5; 0.5; 0.4; 0.3)$

A possibilidade do paciente P_1 ter pneumonia, bronquite, rinite, sinusite, gripe, laringite, amigdalite é 0.8, 0.9, 0.8, 0.5, 0.6, 1.0 e 0.6. E a possibilidade do paciente P_4 ter pneumonia, bronquite, rinite, sinusite, gripe, laringite, amigdalite é 1.0, 0.5, 0.4, 0.7, 0.8, 0.4 e 0.9, respectivamente. Portanto, nota-se que o paciente P_1 , pela teoria aplicada, tem maior possibilidade de estar com laringite; e o paciente P_4 de estar com pneumonia. Segundo a especialista os pacientes P_1 e P_4 foram diagnosticados com laringite e pneumonia, respectivamente.

Note que a resposta da composição é também um conjunto fuzzy, ou seja, a composição nem sempre responde qual doença o paciente possui.

A composição fuzzy fornece a distribuição de possibilidades do paciente no conjunto de doenças dado que ele apresenta uma certa distribuição de possibilidades no conjunto de sintomas (Massad et al., 2004).

Outra propriedade importante da relação fuzzy é que após ter diagnósticos de novos pacientes, estes podem ser incluídos na base de conhecimentos e assim aumentar a capacidade de se obter mais diagnósticos por meio da relação fuzzy R , tal como faz o médico.

Na próxima seção, consideramos que o paciente P_4 está com uma pneumonia grave e necessita do uso de aparelho de respiração mecânica.

4. Indivíduos com Pneumonia que fez uso de UTI

Consideramos o paciente P_4 com uma pneumonia grave, que não é possível ser tratada a nível ambulatorial, sendo necessário internação e além disso devido complicação pulmonar e respiratória fez uso de uma UTI, necessitando do uso de aparelho de respiração mecânica, ou seja, o paciente passou um tempo respirando com ajuda de um aparelho até que seu estado clínico melhorasse. Este paciente foi submetido a um tratamento com várias medicações, inclusive fortes antibióticos. Após alguns dias de tratamento este paciente, está com uma gasometria arterial dentro da normalidade, sem nenhuma complicação e praticamente curado da pneumonia.

Indivíduos em uso de aparelho de respiração mecânica são avaliados com frequência, de uma em uma hora, pela equipe médica, onde são considerados vários parâmetros, entre eles a compensação das trocas gasosas do indivíduo (CGT), que depende da fração inspirada de oxigênio do respirador (FiO_2) e da saturação parcial de oxigênio do indivíduo (SpO_2). Estamos relacionando apenas FiO_2 do aparelho de respiração mecânica e SpO_2 do indivíduo.

Os indivíduos em uso de aparelho de respiração mecânica começam com uma FiO_2 de 100%, sendo reduzida gradativamente, observando alguns

parâmetros entre eles, a SpO_2 do indivíduo. Diminui-se a FiO_2 do aparelho se o indivíduo satura bem ou seja se SpO_2 é alta. Desta maneira, temos a seguinte proposição: Se FiO_2 é baixa e SpO_2 é alta então a CGT é boa.

Assim, vamos considerar as variáveis FiO_2 e SpO_2 , como variáveis lingüísticas que influenciam na CGT do indivíduo e temos um sistema baseado em regras fuzzy, Figura 3, em seguida, como a compensação das trocas gasosas influencia na retirada do indivíduo do aparelho de respiração mecânica através de outro sistema baseado em regras fuzzy, conforme Figura 4.

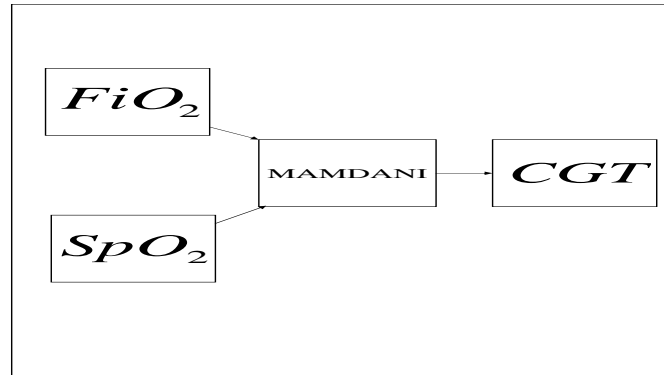


Figura 3: Primeiro esquema do Sistema Baseado em Regras Fuzzy.

Adotamos a base de regras fuzzy assumindo como antecedentes a fração inspirada de oxigênio (FiO_2), considerando um domínio de $[21, 100]$, representando as faixas < 40 , $40 - 80$, > 80 pelos termos lingüísticos $\{baixa, média, alta\}$; e a saturação parcial de oxigênio (SpO_2), considerando um domínio de $[60, 100]$, representando as faixas < 80 , $80 - 91$, > 91 pelos termos lingüísticos $\{ruim, média, boa\}$. Como conseqüente adotamos a compensação das trocas gasosas (CGT), considerando domínio $[0, 10]$, representando as faixas < 5 , $5 - 7.5$, > 7.5 pelos termos lingüísticos $\{ruim, média, boa\}$, respectivamente.

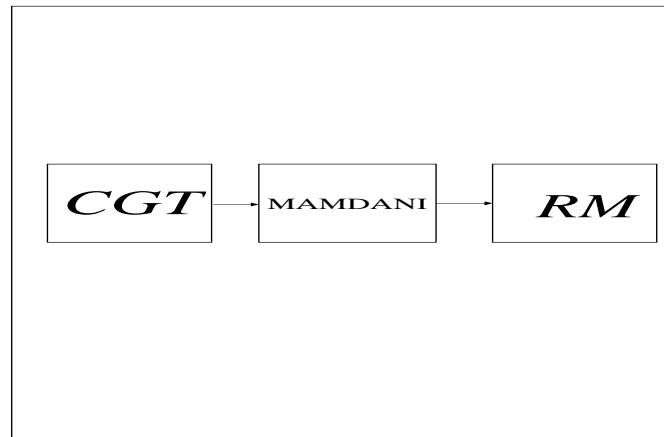


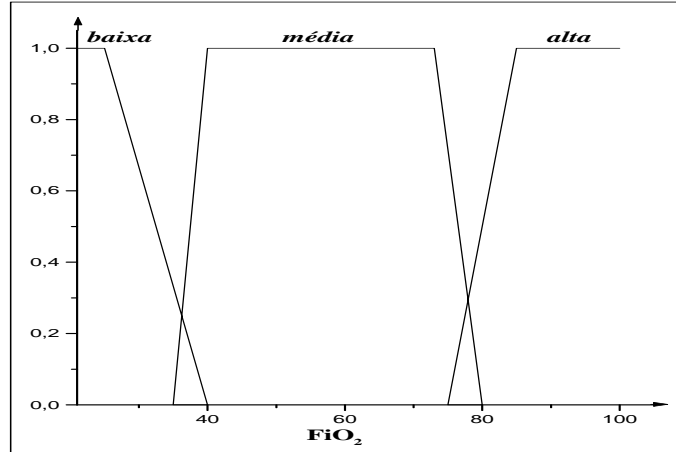
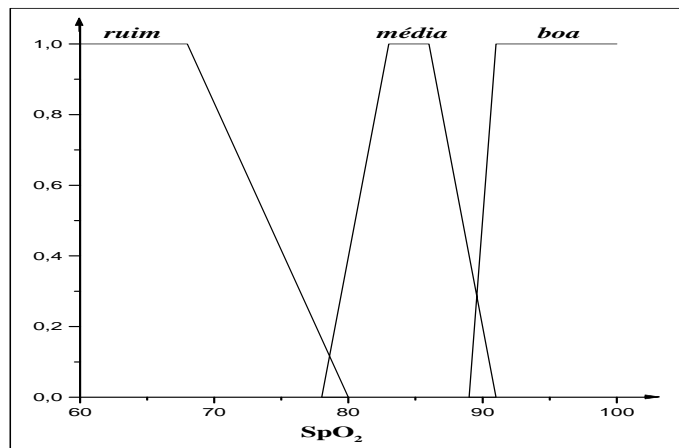
Figura 4: Segundo esquema do Sistema Baseado em Regras Fuzzy.

O modelo foi desenvolvido via SBRF (Sistema Baseado em Regras Fuzzy) utilizamos o Método de Mandani para obter o comportamento de *CGT*, ou seja, determinamos os valores de *CGT*, onde os valores assumidos estão traduzidos pelas funções de pertinência como mostram as Figuras 5, 6, 7. A base de regras obtida está na Tabela 3.

(SpO_2) / (FiO_2)	<i>boa</i>	<i>média</i>	<i>ruim</i>
<i>alta</i>	<i>média</i>	<i>ruim</i>	<i>ruim</i>
<i>média</i>	<i>média</i>	<i>ruim</i>	<i>ruim</i>
<i>baixa</i>	<i>boa</i>	<i>média</i>	<i>ruim</i>

Tabela 3: Regras fuzzy para FiO_2 e SpO_2 .

Para os valores do domínio de FiO_2 e SpO_2 , de um indivíduo em uso de aparelho de respiração mecânica, determinamos os valores de *CGT*, utilizando o SBRF e obtemos a superfície mostrada na Figura 8.

Figura 5: Funções de pertinência de FiO_2 .Figura 6: Funções de pertinência de SpO_2 .

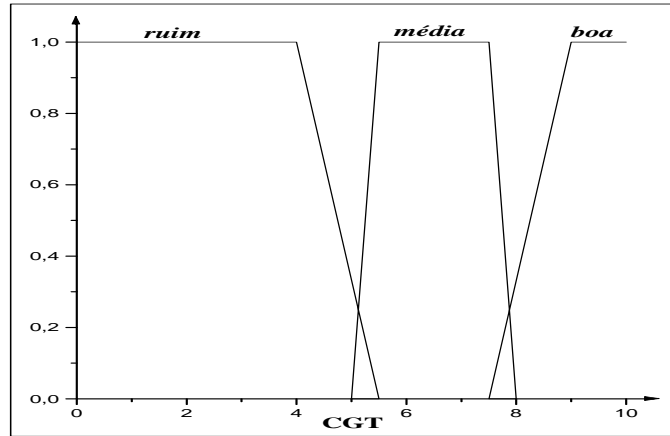


Figura 7: Funções de pertinência de *CGT*.

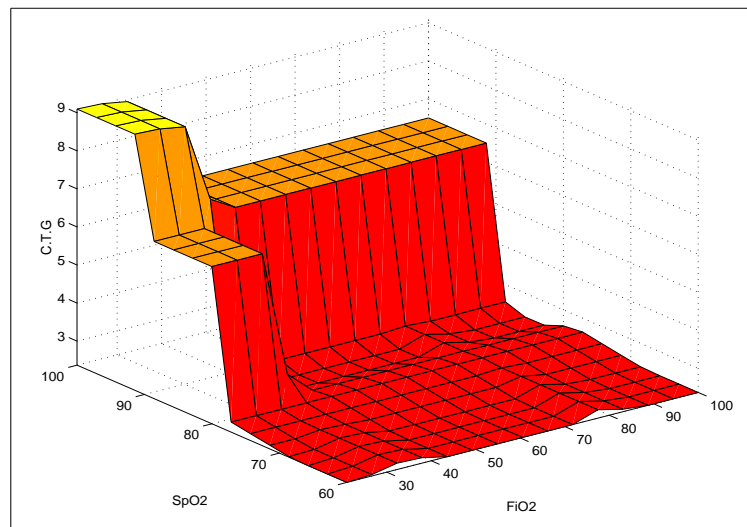


Figura 8: Valores de *CGT* defuzzificados.

A partir dos valores da compensação das trocas gasosas, obtemos os valores para respiração mecânica, onde podemos concluir se o indivíduo pode ou não sair do aparelho.

Consideramos assim, a compensação das trocas gasosas (*CTG*) como antecedente, e a respiração mecânica (*RM*) como consequente no segundo SBRF. Os termos lingüísticos para *CTG* permanecem os mesmos {*ruim*, *média*, *boa*}. Para *RM*, consideramos um domínio de [0, 1] pelos termos lingüísticos {*fraca*, *forte*}, com as funções de pertinência ilustradas na Figura 9. A base de regras é dada por:

- Se *CTG* é *ruim* então *RM* é *forte*.
- Se *CTG* é *média* então *RM* é *forte*.
- Se *CTG* é *boa* então *RM* é *fraca*.

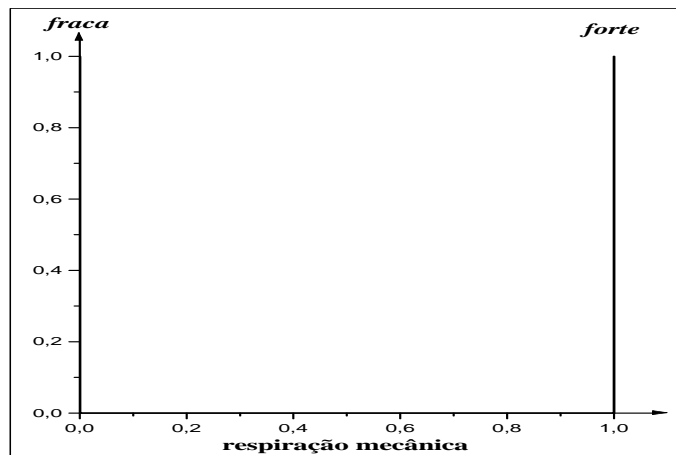


Figura 9: Funções de pertinência de *RM*.

Assim, se a RM é forte o indivíduo permanece no aparelho e se a RM é fraca então o indivíduo sai do aparelho e está em condições de respirar espontaneamente.

A Tabela 4 mostra os parâmetros do paciente 4, fornecidos pelo Hospital de Clínicas da Universidade Federal de Uberlândia, e as Figuras 10 e 11 mostram os valores da CGT e da RM em função do tempo, respectivamente. Assim, determinamos quando o paciente 4 pode ser retirado do aparelho de respiração mecânica, que está compatível com o seu quadro clínico.

Tempo	FiO_2	SpO_2	CGT	RM
Primeiras 12 horas	100 %	97 %	6.5	1
3 horas seguintes	60 %	98 %	6.5	1
96 horas seguintes	40 %	98 %	6.5	1
12 horas seguintes	21 %	98 %	9.1	0

Tabela 4: Parâmetros do paciente 4.

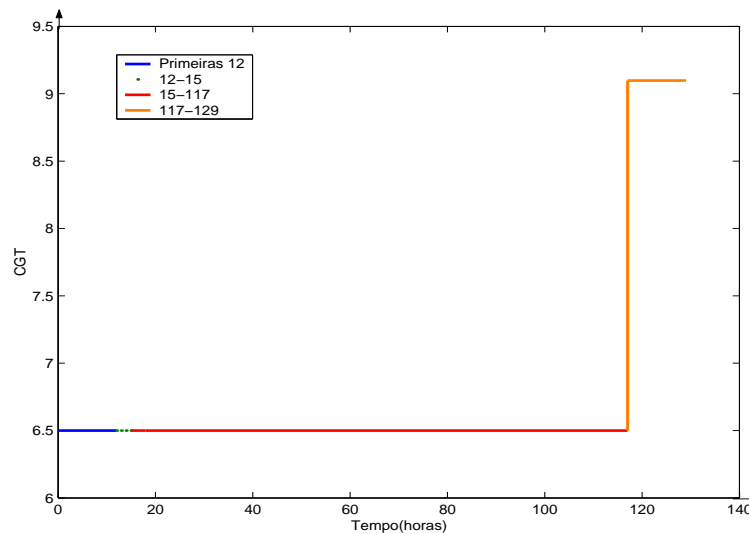


Figura 10: Comportamento da CGT em função do tempo.

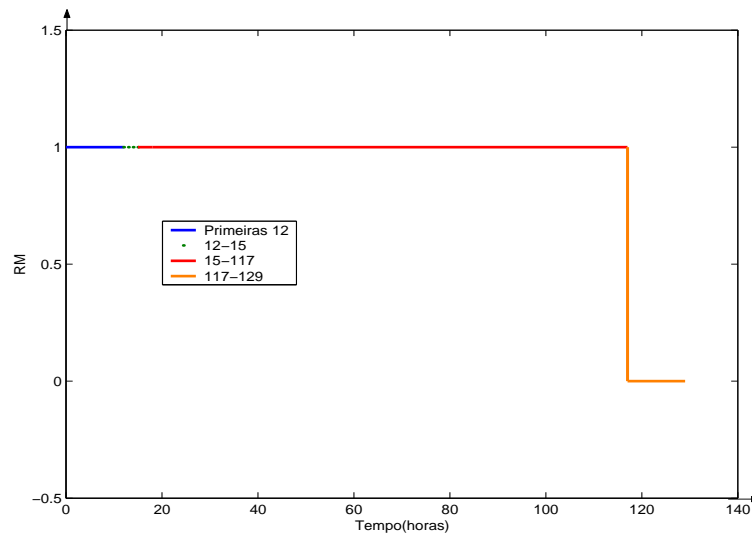


Figura 11: Comportamento da RM em função do tempo.

Desta forma, podemos realizar um possível monitoramento do tratamento da pneumonia de indivíduos que estejam na UTI e necessitem de respiração mecânica, através da teoria dos conjuntos fuzzy.

5. Conclusões

Neste trabalho apresentamos diagnóstico médico fuzzy de doenças das vias aéreas superiores e inferiores, esta ferramenta matemática não responde qual doença o indivíduo possui, apenas fornece as possibilidades com maior ou menor grau do indivíduo estar com uma ou outra doença. Consideramos um indivíduo com uma pneumonia grave que fez uso de UTI, sendo necessário o uso de aparelho de respiração mecânica, onde relacionamos parâmetros observados do indivíduo com a teoria dos conjuntos fuzzy, sendo possível indicar quando o indivíduo pode ser retirado do aparelho de respiração mecânica, passando a respirar espontaneamente.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer a Dra. Alda Valéria Toffoli Rodrigues, médica pediatra da Secretaria Municipal de Saúde de Uberlândia, e Michelle Egle Torres, enfermeira do Hospital de Clínicas da Universidade Federal de Uberlândia que colaboraram com a realização deste trabalho.

Referências

- Barros, L. e Bassanezi, R. (2001). Introdução à teoria fuzzy aplicações em biomatemática. In *Minicurso*, páginas 1–46, Campinas, Brasil. Congresso Latino Americano de Biomatemática.
- Jafelice, R. (2003). *Modelagem Fuzzy para Dinâmica de Transferência de Soropositivo para HIV em Doença Plenamente Manifesta*. PhD thesis, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil.
- Massad, E., Menezes, R., Silveira, P., e Ortega, N. (2004). *Métodos Quantitativos em Medicina*. Manole.

