

Um modelo fuzzy para auxiliar na escolha de locais para perfuração de poços artesianos

Vinícius F. Wasques¹,

Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, UNICAMP,
13.081-970, Campinas/SP.

Renata Z. G. Oliveira²,

Departamento de Matemática, Instituto de Geociências e Ciências Exatas,
UNESP, 13.506-900, Rio Claro/SP.

Andresa Oliva³,

Laboratório de Estudos de Bacias, Instituto de Geociências e Ciências Exatas,
UNESP, 13.506-900, Rio Claro/SP.

Resumo. Através de técnicas geofísicas como sondagem elétrica vertical e imageamento elétrico bi e tri-dimensional é possível obter parâmetros do solo como resistividade, espessura e profundidade. Um outro parâmetro obtido é a resistência transversal, que auxilia na identificação de lugares propícios para se perfurar poços artesianos que possuam boas vazões. Considerando que termos linguísticos são utilizados para descrever os parâmetros citados anteriormente e também a subjetividade presente no método que determina o local em que é feita a perfuração, apresentamos um modelo baseado em regras fuzzy para auxiliar na escolha de locais com potencial para se perfurar poços que possuam boas vazões na cidade de Rio Claro (São Paulo - Brasil).

Palavras-chave: Teoria de Conjuntos Fuzzy; Geofísica; Sistema baseado em regras fuzzy.

¹viniwasques@hotmail.com

²rzotin@rc.unesp.br

³aoliva@rc.unesp.br

1. Introdução

A teoria de conjuntos fuzzy é uma extensão da teoria de conjuntos clássicos e tem sido aplicada em diversas áreas (Barros et al., 2014; Jafelice et al., 2005; Mizukoshi et al., 2009; Demico e Klir, 2003; Ponsard e Fustier, 1986; Rouvray, 1997). Utilizamos essa teoria para modelar a incerteza presente nas variáveis descritas em um problema de recursos hídricos no estado de São Paulo-Brasil.

A disponibilidade de recursos hídricos vem sendo uma preocupação constante ao longo da história, se acentuando com a intensa urbanização. O crescimento econômico, acompanhado de forte explosão demográfica, fez com que muitas regiões no mundo se defrontassem com disponibilidades hídricas insuficientes.

Segundo a ONU (Organização das Nações Unidas), aproximadamente 20% da população mundial não tem acesso à água potável e cerca de 40% não dispõe de água suficiente para uma estrutura adequada de saneamento básico e higiene. Em 2050, a depender das taxas de crescimento populacional e das iniciativas políticas tomadas para minorar a crise, estima-se que a escassez de água afetará quase 3 bilhões de pessoas (Silva, 2012). Nos países em desenvolvimento, a demanda por água deverá crescer significativamente, em virtude do aumento populacional aliado às expansões industriais e agrícola.

O Brasil detém cerca de 12% da água doce superficial disponível no planeta e 28% da disponibilidade nas Américas. Possui ainda, em parte de seu território, a maior reserva de água doce subterrânea, o Aquífero Guarani, com 1,2 milhões de quilômetros quadrados, passando por 7 estados brasileiros além de se estender por mais 3 países (Silva, 2012).

A bacia do Paraná encontra-se na parte meridional do território brasileiro, com uma área de aproximadamente 880 mil quilômetros quadrados e possuindo a maior demanda por recursos hídricos do país, equivalente a 736 m^3/s , o que corresponde a 31% da demanda nacional. Esta bacia sedimentar possui aquíferos de grande importância econômica, como por exemplo, o aquífero Guarani, Bauru, Itararé e Serra Geral (Silva, 2012).

Localizado na porção sudeste do Brasil, o município de Rio Claro (SP) tem a exploração de águas subterrâneas implementada principalmente em rochas do subgrupo Itararé. Na região, esta unidade encontra-se relativamente profunda (de 200m a 500m) e se caracteriza por apresentar baixa produtividade. Além disso, em porções mais profundas, apresenta alta salinidade (aproxima-

damente 1000ppm), o que compromete sua qualidade. Esses fatores, juntamente com a demanda do abastecimento doméstico, industrial e agropecuário na região de Rio Claro, conduziram várias empresas do município a utilizarem água subterrânea do aquífero Rio Claro.

Desta forma, torna-se necessária a realização de estudos mais detalhados sobre aquíferos exploráveis, visando principalmente melhorar o seu uso. Em Oliva (2006), foi realizado um estudo através de um levantamento geofísico, utilizando técnicas de sondagem elétrica vertical e de imageamento elétrico bi e tri-dimensional (Loke, 2000), para a obtenção de vários parâmetros do solo, tais como: resistividade, espessura, profundidade e resistência transversal. Neste estudo, os parâmetros espessura e resistividade do solo foram medidos pois permitem calcular a resistência transversal, que na literatura é obtida através do produto entre os dois parâmetros (Henriet, 1975).

A resistência transversal auxilia na identificação de um local adequado para se perfurar poços com boas vazões, do seguinte modo: quanto mais alto for o valor da resistência transversal, melhores são as condições para se obter esses poços (Oliva, 2006). Desse modo, a escolha desses locais torna-se subjetiva e algumas vezes imprecisa, apesar do custo para perfurar um poço ser bastante elevado.

Em Oliva (2006), observa-se que as variáveis levadas em consideração são descritas através de termos linguísticos, como “valores de resistividade altos, típicos de sedimentos predominantemente arenosos...”, “...valores de resistividade baixos, associados aos siltitos...”, “...os valores de resistividade obtidos apresentam uma ampla gama de variação...”.

Motivados pela possibilidade de tratar esta subjetividade presente tanto nos termos linguísticos utilizados para descrever as variáveis espessura, resistividade e resistência transversal, quanto no método para escolha do local apropriado para se perfurar um poço, propomos um sistema baseado em regras fuzzy visando auxiliar a escolha de locais adequados para se perfurar um poço com boa vazão, de modo que essa busca se torne mais precisa e, conseqüentemente, o custo será menor.

2. Preliminares

Os conjuntos clássicos são bem determinados, isto é, dado um elemento qualquer, sabemos dizer se o mesmo pertence ou não ao conjunto estudado.

A função característica desse conjunto, cuja imagem são os valores 0 e 1, o descrevem completamente. Mas, com pequenas “perturbações” em elementos desses conjuntos, pode haver mudança drástica em relação à sua pertinência ao conjunto.

Exemplificando, considere o seguinte problema encontrado em Demico e Klir (2003), que consiste em classificar a água por sua profundidade (mínimo de 2m abaixo do nível do mar e máximo de 2m acima do nível do mar).

Observe que para a classificação dada na Tabela 1 a transição de uma classificação para a outra ocorre de maneira abrupta, isto é, se tomarmos uma profundidade de 0,24m ela é considerada como inter maré e a profundidade 0,26m é considerada como maré alta, sendo que existe pouca variação entre as duas.

Tabela 1: Classificação da profundidade da água em metros.

inframaré	maré baixa	inter maré	maré alta	supramaré
$(-2, -0, 75]$	$(-0, 75, -0, 25]$	$(-0, 25, 0, 25]$	$(0, 25, 0, 75]$	$(0, 75, 2)$

Desse modo, neste exemplo vemos que existe uma imprecisão nas fronteiras de classificação, obtidas através de conjuntos clássicos.

Em 1965, Loft A. Zadeh introduziu a teoria de conjuntos fuzzy (Zadeh, 1965), ampliando o contradomínio da função característica para o intervalo $[0, 1]$. Considerando U um conjunto clássico, um subconjunto fuzzy A de U é caracterizado através de sua função de pertinência, isto é, uma função $\varphi_A(x)$ dada por:

$$\varphi_A(x) : U \rightarrow [0, 1].$$

Com essa definição, um conjunto fuzzy é caracterizado por uma função que se assemelha a função característica, só que neste caso assume-se valores no intervalo $[0, 1]$. Sendo assim, os conjuntos clássicos são um caso particular de conjuntos fuzzy.

A função de pertinência é interpretada da seguinte forma: Quanto mais próximo de 0 for o valor que essa função assume, menor será a pertinência deste elemento ao conjunto. Quanto mais próximo de 1, maior será a pertinência deste elemento ao conjunto.

Voltando ao exemplo anterior, podemos classificar a profundidade através

de conjuntos fuzzy, afim de suavizar essas transições, assim como pode ser observado na Figura 1.

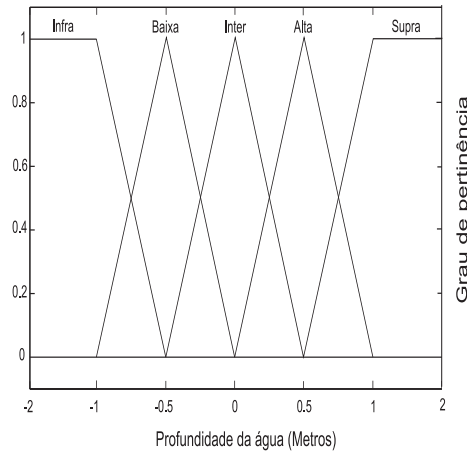


Figura 1: Funções de pertinência para classificações fuzzy da profundidade.

Dentro da teoria de conjuntos fuzzy, trabalhamos com controladores fuzzy, mais especificamente, com sistema baseado em regras fuzzy (SBRF) que modelam sentenças do tipo:

“SE a espessura do solo é muito baixa E a resistividade é muito baixa
ENTÃO a resistência transversal é baixa”.

Vejamos então alguns conceitos básicos necessários para trabalhar com sistemas SBRF.

Um subconjunto fuzzy A de \mathbb{R} é chamado de número fuzzy, se satisfaz as seguintes condições:

1. Para todo $\alpha \in [0, 1]$ os conjuntos $[A]^\alpha = \{x \in \mathbb{R} : \varphi_A(x) \geq \alpha\}$, chamados de α -níveis de A , são não vazios;
2. Todos os α -níveis de A são intervalos fechados de \mathbb{R} ;
3. O conjunto $suppA = \{x \in \mathbb{R} : \varphi_A(x) > 0\}$, chamado de suporte de A , é limitado.

Uma t-norma é um operador $t : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ que possui quatro propriedades (Klement et al., 2000):

1. Elemento neutro: $t(1, x) = x$ para todo $x \in [0, 1]$;
2. Comutativa: $t(x, y) = t(y, x)$ para todos $x, y \in [0, 1]$;
3. Associativa: $t(x, t(y, z)) = t(t(x, y), z)$ para todos $x, y, z \in [0, 1]$;
4. Monotonicidade: se $x \leq u$ e $y \leq v$ então $t(x, y) \leq t(u, v)$.

Uma s-norma é um operador $s : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ que possui quatro propriedades (Klement et al., 2000):

1. Elemento neutro: $s(0, x) = x$ para todo $x \in [0, 1]$;
2. Comutativa: $s(x, y) = s(y, x)$ para todos $x, y \in [0, 1]$;
3. Associativa: $s(x, s(y, z)) = s(s(x, y), z)$ para todos $x, y, z \in [0, 1]$;
4. Monotonicidade: se $x \leq u$ e $y \leq v$ então $s(x, y) \leq s(u, v)$.

Os conectivos lógicos e e ou são modelados pelos operadores mínimo e máximo, respectivamente. O operador mínimo é um exemplo de t-norma e o operador máximo é um exemplo de s-norma, e portanto os operadores dos conectivos lógicos e e ou são estendidos pelos operadores t-norma e s-norma, respectivamente.

Uma implicação fuzzy é um operador $\Rightarrow : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ que satisfaz três condições (Pedrycz e Gomide, 2007):

1. Reproduz a tabela de implicação clássica;
2. É decrescente na primeira variável, isto é, se $x \geq y$ então $x \Rightarrow z \leq y \Rightarrow z$;
3. É crescente na segunda variável, isto é, se $\geq y$ então $x \Rightarrow z \geq y \Rightarrow z$.

Operadores da forma $(x \Rightarrow y) = \bigvee \{z \in [0, 1] : t(x, z) \leq y\}$, sendo t uma t-norma e \bigvee o supremo, são exemplos de implicações fuzzy, para qualquer que seja a t-norma escolhida, como é o caso da implicação de Godel, que utiliza a t-norma do mínimo, dada por

$$(x \Rightarrow_G y) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \leq y \\ 0, & \text{se } x > y \end{cases}.$$

Uma relação fuzzy R sobre um cartesiano $U_1 \times \dots \times U_n$ é dado por qualquer subconjunto fuzzy deste cartesiano, definida pela função de pertinência $\varphi_R : U_1 \times \dots \times U_n \rightarrow [0, 1]$, sendo que o valor de pertinência desta função representa o grau com que os elementos da n-upla (x_1, \dots, x_n) estão relacionados, segundo a relação R .

Baseado no raciocínio aproximado fuzzy - processo onde se pode obter conclusões a partir de premissas incertas, sendo que essa incerteza é considerada fuzzy - generalizamos o método dedutivo de modus ponens, obtendo o modus ponens fuzzy. O objetivo é modelar sentenças do tipo (Barros e Bassanezi, 2006)

$$\begin{array}{ll} (p \Rightarrow q): & \text{“Se } x \text{ é } A \text{ então } y \text{ é } B\text{”} \\ \text{Fato} & \text{“}x \text{ é } A\text{”} \\ \text{Conclusão} & \text{“}y \text{ é } B\text{”} \end{array},$$

sendo $(p \Rightarrow q)$ uma proposição fuzzy modelada por uma relação fuzzy em um cartesiano $U \times V$, cuja função de pertinência é dada por $\varphi_R(x, y) = [\varphi_A(x) \Rightarrow \varphi_B(y)]$.

Os conjuntos fuzzy A e B são determinados pela equação

$$\varphi_B(y) = \bigvee_{x \in U} [\varphi_R(x, y) t \varphi_A(x)],$$

onde t é alguma t-norma e \bigvee representa o supremo.

Os modus ponens vistos acima são exemplos de um sistema baseado em regras fuzzy, sendo que neste caso um controlador fuzzy executa as tarefas dadas por um controlador humano quando as entradas do sistema são dadas por valores fuzzy.

Os controladores fuzzy são divididos em três etapas: módulo de fuzzificação, módulo de inferência e módulo de defuzzificação (Barros e Bassanezi, 2006).

1. *Fuzzificação.* Consiste em modelarmos matematicamente a informação das variáveis de entrada por meio de conjuntos fuzzy. Para cada variável de entrada deve ser atribuído um termo linguístico que representa o estado desta variável e, a cada termo linguístico, deve ser associado um conjunto fuzzy por uma função de pertinência.
2. *Inferência.* Esse módulo é dividido em dois submódulos, *Base de regras* e *Inferência fuzzy*. A base de regras é composta por proposições fuzzy e

consiste em catalogar as variáveis e suas classificações linguísticas. No processo de inferência fuzzy é onde se definem quais são os conectivos lógicos usados para estabelecer a relação fuzzy que modela a base de regras. Este módulo fornece a saída fuzzy a ser adotada pelo controlador a partir de cada entrada fuzzy.

3. *Defuzzificação*. Em geral, um sistema fuzzy faz corresponder a cada entrada fuzzy uma saída fuzzy. No entanto, espera-se que a cada entrada real se faça corresponder uma saída real. É nessa etapa que o conjunto fuzzy de saída é transformado em um número real.

A Figura 2 mostra um diagrama de como funciona um SBRF.

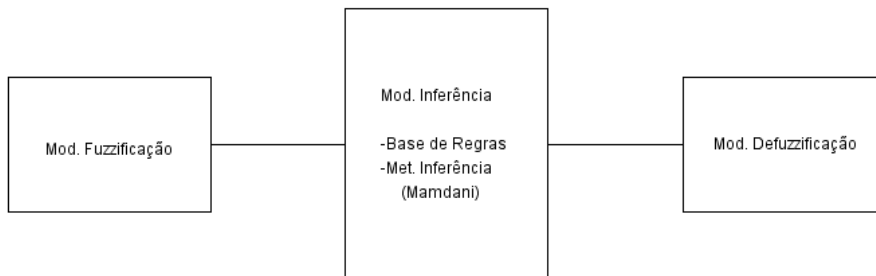


Figura 2: Diagrama de um SBRF.

3. Modelo via sistema baseado em regras fuzzy

Devido à caracterização da região em que se encontra o município de Rio Claro (SP) e também à demanda de abastecimento doméstico, industrial e agropecuário, as águas subterrâneas do Aquífero Rio Claro passaram a ser bastante utilizadas. Um incremento muito elevado na exploração desse aquífero pode gerar problemas no suprimento de água e por essa razão se faz necessário um estudo mais detalhado desse local.

Conforme já citado anteriormente, em Oliva (2006) foi realizado um estudo através de um levantamento geofísico, utilizando técnicas geofísicas de sondagem elétrica vertical e de imageamento elétrico bi e tri-dimensional, para a obtenção de alguns parâmetros do solo, tais como: resistividade, espessura, profundidade e resistência transversal.

Observa-se em Oliva (2006) uma variação de 2,01 m a 36,29 m para a espessura e a resistividade obtida foi de no máximo 500 ohm.m, considerando a zona saturada do aquífero, ou seja, abaixo do nível da água subterrânea.

Além disso, ressalta-se a importância da resistência transversal, que é um parâmetro que auxilia na escolha de locais mais oportunos para perfuração de um poço. Deste modo, tomamos como entrada do sistema os parâmetros espessura (ESP) e resistividade (RES).

Para a variável ESP foram atribuídas sete classificações linguísticas enquanto que para a variável RES foram atribuídas cinco classificações linguísticas, que podem ser vistas na Tabela 2. As classificações das entradas ESP e RES foram modeladas por números fuzzy, cujas funções de pertinência podem ser vistas na Figura 3.

Tabela 2: Classificação da espessura e resistividade, respectivamente.

Espessura (m)		Resistividade ($ohm.m$)	
[2.01 , 7]	Muito Baixa (MB)	≤ 50	Muito Baixa (MB)
(7 , 12]	Baixa (B)	(50 , 80]	Baixa (B)
(12 , 17]	Baixa Média (MDB)	(80 , 150]	Média (M)
(17 , 22]	Média (M)	(150 , 250]	Alta (A)
(22 , 27]	Média Alta (MDA)	(250 , 500]	Muito Alta (MA)
(27 , 32]	Alta (A)		
(32 , 36,29]	Muito Alta (MA)		

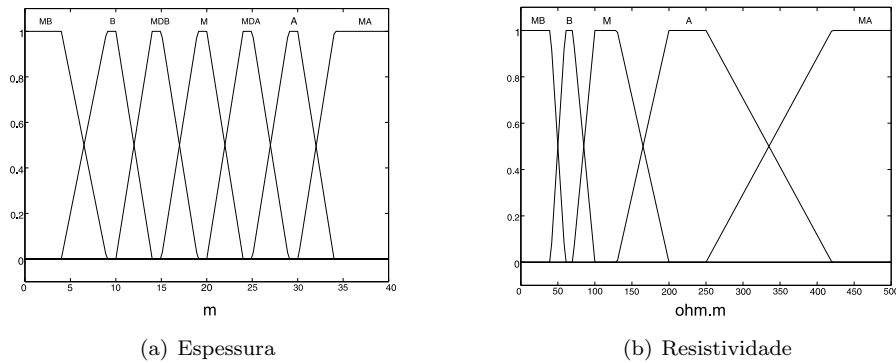


Figura 3: (a) Funções de pertinência dos conjuntos fuzzy assumidos por ESP. (b) Funções de pertinência dos conjuntos fuzzy assumidos por RES.

Como o parâmetro resistência transversal auxilia diretamente na escolha desses locais, então o tomamos como a variável de saída do nosso sistema fuzzy, ao qual foram atribuídas três classificações linguísticas (baixa, média e alta), onde cada uma deve ser entendida, no processo de decisão, da seguinte forma (Wasques, 2015):

1. Se a saída for baixa então as condições para se perfurar um poço com uma vazão satisfatória não são boas.
2. Se a saída for média então as condições para se perfurar um poço com uma vazão satisfatória requerem uma análise complementar.
3. Se a saída for alta então as condições para se perfurar um poço com uma vazão satisfatória são boas.

As classificações para esta variável são dadas na Tabela 3 e suas funções de pertinência estão representadas na Figura 4.

Tabela 3: Classificação da resistência transversal.

Resistência transversal ($ohm.m^2$)	
(170 - 3500)	Baixa (B)
[3500 - 9200)	Média (M)
$9200 \geq$	Alta (A)

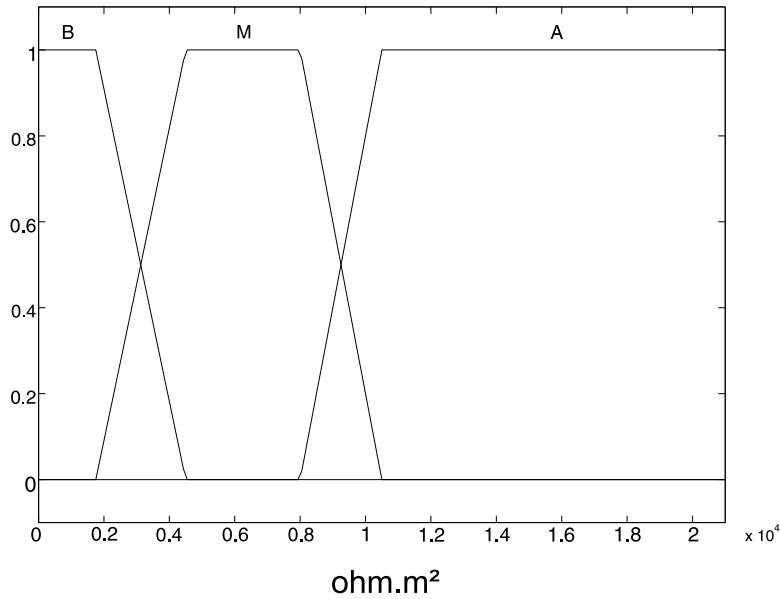


Figura 4: Funções de pertinência dos números fuzzy que modelam os valores assumidos pela resistência transversal.

Como inferência fuzzy utilizamos o método de Mamdani, que consiste em uma relação fuzzy binária M entre as entradas (x) e as saídas (u). As regras são agregadas através do operador lógico “ou” que é modelado pelo operador máximo. Em cada uma das regras o conectivo “e” é modelado pelo operador mínimo. Portanto, a relação fuzzy M é o subconjunto fuzzy determinado pela seguinte função de pertinência

$$\varphi_M(x, u) = \max_{1 \leq j \leq r} (\varphi_{A_j}(x) \wedge \varphi_{B_j}(u)),$$

onde r é o número de regras que compõem a base de regras, A_j, B_j são subconjuntos fuzzy da regra j e $\varphi_{A_j}(x), \varphi_{B_j}(u)$ são os graus de pertinência com que x e u pertencem aos conjuntos fuzzy A_j, B_j , respectivamente.

Como método de defuzzificação, utilizamos o centro de massa que, para todo conjunto fuzzy B , é dado por

$$G(B) = \frac{\int u \varphi_B(u) du}{\int \varphi_B(u) du}.$$

Utilizamos também uma base de regras composta por 35 regras, que são apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4: Base de regras para o sistema fuzzy no aquífero Rio Claro.

<i>ESP/RES</i>	Muito Baixo	Baixo	Médio	Alto	Muito Alto
Muito Baixo	B	B	B	B	B
Baixo	B	B	B	B	M
Médio Baixo	B	B	B	B	M
Médio	B	B	B	M	M
Médio Alto	B	B	B	M	A
Alto	B	B	B	M	A
Muito Alto	B	B	M	M	A

4. Análise de dados

O sistema fuzzy proposto foi analisado a partir de dados que foram obtidos na pesquisa de doutorado publicada em Oliva (2006) e fornecidos pelo Laboratório de Estudos de Bacias (LEBAC- UNESP - Rio Claro). Consideramos 123 dados referentes à Sondagem Elétrica Vertical (SEV) realizada para a medição dos valores da espessura e resistividade em diferentes locais, que são identificados por Sev-1, Sev-2,..., Sev-123 e apresentamos alguns deles na Tabela 5.

Com o objetivo de comprovar que de fato o SBRF pode auxiliar na escolha de locais para se perfurar poços que possuam vazões satisfatórias, comparamos os dados do parâmetro resistência transversal obtido pelo laboratório, ao qual denotaremos por RT, com as saídas obtidas pelo SBRF, ao qual denotaremos por RTF.

A classificação de RT é realizada de acordo com a Tabela 3, enquanto que as classificações para RTF são dadas através da associação do maior grau de pertinência da saída com os conjuntos fuzzy Baixo, Médio e Alto. Por exemplo, o valor da resistência transversal na Sev-23 é classificado como Baixo, uma vez que $\varphi_B(2420) = 0,76 > 0,24 = \varphi_M(2420)$.

Os valores de RT e RTF se encontram na mesma “faixa” de classificação em 111 dos 123 dados fornecidos, isto é, aproximadamente 90% dos dados obtidos através do sistema fuzzy e pelo levantamento geofísico coincidiram.

Na Figura 5, apresentamos uma comparação entre os gráficos de RT e RTF para ilustrar os dados obtidos.

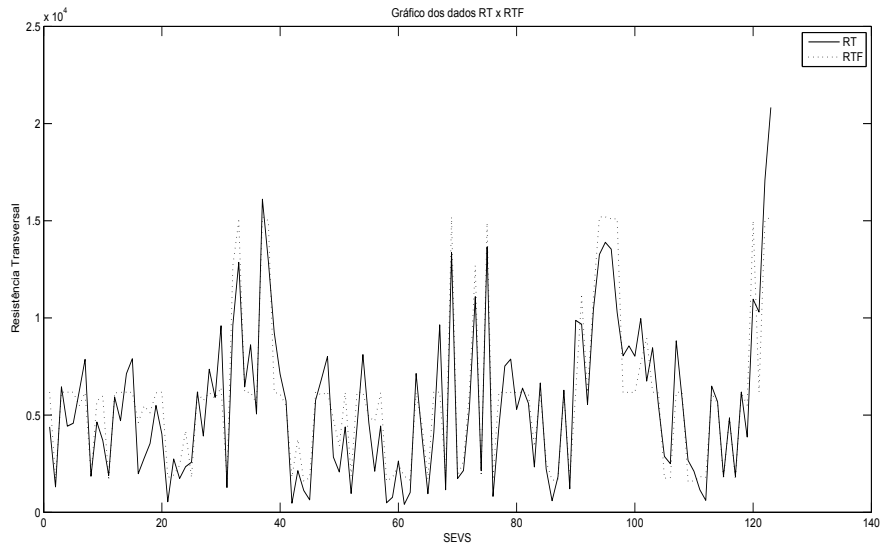


Figura 5: Comparação entre os dados RT e RTF.

Tabela 5: Resistência transversal (RT) para dados de Oliva (2006) e para o modelo fuzzy (RTF).

Resistência transversal - dados de Oliva (2006)			Resistência transversal - modelo fuzzy		
SEV	RT	classificação	SEV	RTF	classificação
Sev-1	4392,768	Média	Sev-1	6180	Média
Sev-2	1306,032	Baixa	Sev-2	1720	Baixa
Sev-3	6456,36	Média	Sev-3	6180	Média
Sev-4	4432,206	Média	Sev-4	6180	Média
Sev-5	4585,152	Média	Sev-5	6180	Média
Sev-6	6204,36	Média	Sev-6	5480	Média
Sev-7	7868,756	Média	Sev-7	6160	Média
Sev-8	1856,166	Baixa	Sev-8	1870	Baixa
Sev-9	4645,26	Média	Sev-9	5730	Média
Sev-10	3691,944	Média	Sev-10	5980	Média
Sev-11	1890,264	Baixa	Sev-11	1630	Baixa
Sev-12	5931,01	Média	Sev-12	6150	Média
Sev-13	4714,4	Média	Sev-13	6170	Média
Sev-14	7134,56	Média	Sev-14	6180	Média
Sev-15	7904,022	Média	Sev-15	6170	Média
Sev-16	1988,805	Baixa	Sev-16	4620	Média
Sev-17	2782,216	Baixa	Sev-17	5480	Média
Sev-18	3542,016	Média	Sev-18	5120	Média
Sev-19	5497,948	Média	Sev-19	6150	Média
Sev-20	4022,384	Média	Sev-20	6180	Média
Sev-21	542,742	Baixa	Sev-21	1790	Baixa
Sev-22	2743,604	Baixa	Sev-22	1920	Baixa
Sev-23	1739,89	Baixa	Sev-23	2420	Baixa

Além dos dados apresentados na Tabela 5, tivemos informações de alguns poços perfurados na Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (Unesp - Rio Claro), dentre eles, os poços de Sev-141, Sev-146, Sev-281 e Sev-362. Apresentamos na Tabela 6, as classificações de RT, RTF bem como a vazão obtida em poços perfurados nesses locais.

Na mesma Tabela 6 vemos que, em três dos locais indicados a classificação da resistência transversal de Oliva (2006) com a do sistema fuzzy coincidiram, inclusive a vazão dos poços ali perfurados.

Podemos observar também que nos poços de Sev-146 e Sev-281 a classificação de RTF foi Média indicando que uma análise complementar seria importante para se decidir pela perfuração ou não de um poço, já que a vazão obtida nesses locais podem não ser as mesmas.

Em particular, no poço de Sev-146, observamos que a saída obtida através do levantamento geofísico foi de 9051 ohm.m^2 . Se fizermos uma classificação para essa Sev, através dos conjuntos fuzzy proposto em Wasques (2015), teremos que $\varphi_M(9051) = 0,57$ enquanto que $\varphi_A(9051) = 0,43$.

Em outras palavras, nesse local existe pouca variação entre as pertinências aos conjuntos fuzzy Médio e Alto, podendo indicar um candidato em potencial para que seja perfurado um poço, o que de fato ocorreu.

Por outro lado, o levantamento geofísico na Sev-281 possui uma saída de 8204 ohm.m^2 e que seguindo o mesmo raciocínio anterior temos, $\varphi_M(8204) = 0,92$ e $\varphi_A(8204) = 0,08$ mostrando que, a classificação é Média e que outros estudos devem ser realizados.

Tabela 6: RTF x RT.

Dado	RT	RTF	Vazão
Sev - 141	Baixa	Baixa	Baixa
Sev - 146	Média	Média	Alta
Sev - 281	Média	Média	Média
Sev - 362	Alta	Alta	Alta

5. Conclusão

A tomada de decisão para se perfurar um poço através dos dados geofísicos é feita pontualmente e os locais são escolhidos baseados nas regiões que apresentam os maiores valores de resistência transversal. Sendo assim, a escolha do local para perfuração de um poço se torna subjetiva.

Através de sistemas baseados em regras fuzzy apresentamos um modelo que pode auxiliar a tomada de decisão de uma forma mais precisa. Com o

auxílio de especialistas da área foram elaboradas a base de regras e as classificações das variáveis de entrada e saída do sistema.

Utilizando o toolbox fuzzy do software MATLAB, pudemos comprovar que o modelo fuzzy de fato auxilia na escolha de locais mais propícios para perfurar poços com boa vazão. A classificação da saída fuzzy coincidiu com dados obtidos por levantamento geofísico em cerca de 90% daqueles que foram disponibilizados pelo LEBAC. Dentre eles obtivemos acesso a vazão de quatro poços que são descritos na Tabela 6.

Classificamos a saída RT através da Tabela 3, enquanto que a classificação da saída do sistema fuzzy foi dado pelo maior grau de pertinência aos conjuntos fuzzy propostos em Wasques (2015). No poço Sev-362 a saída RT foi classificada como Alta assim como a saída RTF, confirmando que esse local possui boas chances de apresentar boa vazão, o que de fato ocorreu.

No poço Sev-141, ambas as saídas RT e RTF apresentaram uma classificação Baixa, que coincidiu com a realidade. Para os outros dois poços a saída RTF apresentou uma classificação Média significando que análises complementares devem ser realizadas.

Observamos que utilizando a classificação por meio de conjuntos fuzzy, o grau de pertinência do dado referente a Sev-146 possui pouca variação entre os conjuntos Média e Alta, indicando que pode ser um bom candidato para perfuração de poço com uma vazão satisfatória, o que realmente ocorreu.

Agradecimentos

Agradecemos ao Laboratório de Estudos de Bacias pelos dados fornecidos e colaborações.

Referências

- Barros, L. C. e Bassanezi, R. C. (2006). *Tópicos de Lógica Fuzzy e Biomatemática*, volume 5 de *Coleção Textos Didáticos*. IMECC–UNICAMP.
- Barros, L. C., Oliveira, R. Z. G., Leite, M. B. F., e Bassanezi, R. C. (2014). Epidemiological models of directly transmitted diseases: an approach via fuzzy sets theory. *Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 5:769–781.

- Demico, R. V. e Klir, G. J. (2003). *Fuzzy Logic in Geology*. Academic Press.
- Henriet, J. P. (1975). Direct applications of the Dar Zarrouk parameters in ground water surveys. *Geophysical Prospecting*, 24:344–353.
- Jafelice, R., L.C.Barros, R.C.Bassanezi, e Gomide, F. (2005). Methodology to determine the evolution of asymptomatic hiv population using fuzzy set theory. *Journal of Uncertainty , Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 13:39–58.
- Klement, E. P., Mesiar, R., e Pap, E. (2000). *Triangular Norms*. Springer Netherlands.
- Loke, M. H. (2000). Electrical imaging surveys for environmental and engineering studies: A practical guide to 2-d and 3-d surveys. URL: <http://pages.mtu.edu/~ctyoung/LOKENOTE.PDF> Acesso em: 17/05/2017.
- Mizukoshi, M., L.C.Barros, e R.C.Bassanezi (2009). Stability of fuzzy dynamic systems. *Journal of Uncertainty , Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 17:69–83.
- Oliva, A. (2006). *Estudo Hidrofaciológico do Aquífero Rio Claro no Município de Rio Claro - SP*. Tese de doutorado, IGCE–UNESP, Rio Claro/SP.
- Pedrycz, W. e Gomide, F. (2007). *Fuzzy Systems Engineering: Toward Human-Centric Computing*. Wiley-IEEE Press.
- Ponsard, C. e Fustier, B. (1986). *Fuzzy Economics and Spatial Analysis*. Librairie de l'Universite.
- Rouvray, D. H. (1997). *Fuzzy Logic in Chemistry*. Academic Press.
- Silva, C. H. R. T. (2012). Recursos hídricos e desenvolvimento sustentável no brasil. URL: <http://www12.senado.leg.br/publicacoes/estudos-legislativos/resultadopesquisa> Acesso em: 17/05/2017.
- Wasques, V. F. (2015). Lógica fuzzy aplicada á geologia. Dissertação de Mestrado, IGCE–UNESP, Rio Claro/SP.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338–353.

