

UFRRJ

INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS

**CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM
MATEMÁTICA E COMPUTACIONAL**

DISSERTAÇÃO

**Sistema de inferência fuzzy para estimativa
da umidade do solo sob influência do teor
de matéria orgânica**

Tárcio de Sampaio Triani

2015



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MODELAGEM MATEMÁTICA E
COMPUTACIONAL**

**SISTEMA DE INFERÊNCIA FUZZY PARA ESTIMATIVA
DA UMIDADE DO SOLO SOB INFLUÊNCIA DO TEOR
DE MATÉRIA ORGÂNICA**

TÁRCIO DE SAMPAIO TRIANI

*Sob a orientação do professor
Marcos Bacis Ceddia*

*e coorientação da professora
Rosane Ferreira de Oliveira*

Dissertação de Mestrado apresentada
ao Programa de Pós-Graduação em Mo-
delagem Matemática e Computacional
da UFRRJ, como requisito parcial à ob-
tenção do título de Mestre em Modela-
gem Matemática e Computacional.

Seropédica, RJ
2015

004.0151

T821s

T

Triani, Tárcio de Sampaio, 1985-
Sistema de inferência Fuzzy para
estimativa da umidade do solo sob
influência do teor de matéria orgânica /
Tárcio de Sampaio Triani. - 2015.
70 f.: il.

Orientador: Marcos Bacis Ceddia.

Dissertação (mestrado) - Universidade
Federal Rural do Rio de Janeiro, Curso de
Pós-Graduação em Modelagem Matemática e
Computacional, 2015.

Bibliografia: f. 64-67.

1. Computação - Matemática - Teses. 2.
Lógica difusa - Teses. 3. Solos - Umidade
- Medição - Teses. 4. Física do solo -
Teses. 5. Solos - Teor de compostos
orgânicos - Tese. I. Ceddia, Marcos Bacis,
1968- II. Universidade Federal Rural do
Rio de Janeiro. Curso de Pós-Graduação
em Modelagem Matemática e Computacional.
III. Título.

Tárcio de Sampaio Triani

Sistema de inferência *fuzzy* para estimativa da umidade
do solo sob influência do teor de matéria orgânica

Dissertação de Mestrado apresentada
ao Programa de Pós-Graduação em Mo-
delagem Matemática e Computacional
da UFRRJ, como requisito parcial à ob-
tenção do título de Mestre em Modela-
gem Matemática e Computacional.

Aprovada em 22 de junho de 2015.

Prof^a Dr^a Rosane Ferreira de Oliveira - Presidente
DEMAT/UFRRJ

Prof^a Dr^a Marley Maria Bernardes Rebuzzi Vellasco - Membro titular
DEE/PUC-Rio

Prof^a Dr^a Claudia Mazza Dias - Membro titular
IM/UFRRJ

Agradecimentos

Agradeço aos professores Marcos Bacis Ceddia e Rosane Ferreira de Oliveira pela orientação durante o programa de mestrado e elaboração deste trabalho.

Aos professores do programa de mestrado pela dedicação e carinho com o curso.

À secretaria do programa de pós-graduação, representada por Janaína Gama, por estar sempre disposta a ajudar no que fosse necessário.

Ao professor João Frederico da C. A. Meyer, pela cooperação junto à simulação dos resultados.

Às professoras Marley Vellasco e Claudia Dias, componentes da banca de avaliação desta dissertação, por aceitarem o convite de participação e pelas dicas valiosas em minha defesa.

Aos colegas de curso, pelas experiências vividas e compartilhadas.

À minha esposa Natália, pela paciência, compreensão, apoio e, principalmente, incentivo para que eu concluísse o curso de mestrado.

Aos meus sogros, Marcos e Angélica, pelo total apoio durante o período de curso e pelo incentivo à minha vida acadêmica.

À minha família, por ter entendido minha ausência por diversas vezes durante este período.

À Neuzi Dantas e Rita de Cássia, por entenderem a importância dos estudos e pesquisa, e auxiliarem a conciliar minha vida acadêmica com o trabalho.

“Quando as leis da matemática se referem à realidade, elas não são certas. E se são certas, não se referem à realidade”.

Albert Einstein

Resumo

TRIANI, Tárcio de Sampaio. **Sistema de inferência fuzzy para estimativa da umidade do solo sob influência do teor de matéria orgânica.** 2015. 70p. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional). Instituto de Ciências Exatas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2015.

O estudo da dinâmica da água no solo tem sido crescente frente à necessidade de otimização de uso de recursos hídricos para a manutenção da produtividade agrícola. Como forma de auxiliar esse estudo, diferentes modelos de dinâmica da água no solo têm sido criados e estudados, em uma tentativa de se prever situações que empiricamente se tornam demoradas e custosas. A dinâmica da água no solo está associada diretamente a parâmetros físico-hídricos do solo, assim como a umidade do solo. Para se determinar a umidade do solo existem técnicas que necessitam de uma grande quantidade de amostragens, elevando o custo e o tempo necessário para realizar tais medições. Este trabalho dá continuidade à dissertação de Belleza. É elaborado um modelo baseado em regras *fuzzy* para estimar a umidade em camadas superficiais do solo a partir de dados de textura do solo, potencial matricial e quantidade de matéria orgânica. A distinção e análise feitos pelo modelo recaem sobre a influência da matéria orgânica sobre a retenção de umidade pelo solo, desconsiderada pela maioria dos trabalhos deste tipo. O conjunto de dados utilizado para treinamento e validação do modelo é proveniente de um projeto de pesquisa realizado na região amazônica, organizado em relatório financiado pela Petrobras. Os resultados, obtidos através de simulação realizada no *software Matlab*, demonstram que a matéria orgânica possui grande influência na retenção de umidade por solos cujo teor de argila esteja abaixo de 35%. É observada uma redução significativa do erro absoluto médio total em relação ao trabalho de Belleza, que desconsidera a influência da matéria orgânica. O aumento do número de regras do sistema de inferência *fuzzy* permite também uma melhor aproximação das estimativas do valor real de umidade. Levando em conta as incertezas inerentes ao fenômeno este modelo é considerado adequado devido a sua simplicidade e média de erros relativamente baixa, e uma evolução no campo da modelagem da estimativa de umidade do solo por lógica *fuzzy*.

Abstract

TRIANI, Tárcio de Sampaio. ***Fuzzy inference system for estimating the soil moisture under the influence of organic matter content.*** 2015. 70p. Dissertation (Master's degree in Computacional and Mathematical Modeling). Instituto de Ciências Exatas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2015.

The study of soil water dynamics has been growing across the need to optimize the use of water resources for the maintenance of agricultural productivity. In order to assist this study, different models of soil water dynamics has been created and studied in an attempt to predict situations that empirically become time-consuming and expensive. The soil water dynamics is directly associated with physical and hydric parameters, as well as the soil moisture. To determine the soil moisture, there are techniques that require a large amount of samples, increasing the cost and time required to perform such measurements. This work continues the dissertation of Belleza. A model based on *fuzzy* rules to estimate the moisture in topsoil from soil texture data, matric potential and amount of organic matter is elaborated. The distinction and analysis made by the model fall under the influence of organic matter on the soil water retention, disregarded by most studies of this type. The data set used for training and validation of the model comes from a research project conducted in the Amazon region, organized in a report funded by Petrobras. The results, obtained by simulation performed in the software Matlab, show that the organic matter has great influence in soil water retention of soils which clay content is under 35%. A significant decrease of total mean error in relation with the work of Belleza, which ignores the influence of organic matter, is observed. The increase in the number of the *fuzzy* inference system rules also allow a better approximation of the estimated values to the real moisture values. Taking into account the uncertainties inherent to the phenomenon this model is considered appropriate, due to its simplicity and relatively low average of errors, and an evolution in the field of modeling the soil moisture estimation by *fuzzy* logic.

Sumário

1	Introdução	1
2	Dinâmica da água no solo	6
2.1	O solo	6
2.2	Movimento da água no solo	12
2.3	Influência da matéria orgânica na retenção de água no solo	17
2.4	Modelos de dinâmica de água no solo	18
3	Lógica Fuzzy	21
3.1	Conjuntos <i>Fuzzy</i>	21
3.2	Operações com conjuntos <i>fuzzy</i>	23
3.3	Números <i>Fuzzy</i>	25
3.4	Relações <i>Fuzzy</i> e operadores lógicos	27
3.5	Sistema de Inferência <i>Fuzzy</i>	32
4	Material e Métodos	35
4.1	Região dos dados de solo analisados	35
4.2	Características dos dados de solos analisados	36
4.3	Características do modelo	37
4.3.1	<i>Fuzzificação</i>	38
4.3.2	Base de regras	42
4.3.3	Inferência <i>Fuzzy</i>	43
4.3.4	<i>Defuzzificação</i>	45

4.4 Utilização do <i>software</i> Matlab [®]	45
5 Resultados	50
6 Conclusão	62
Referências	64
Anexo A - Dados de solos analisados	68

1 Introdução

De toda água presente na superfície terrestre, cerca de 2,5% é de água doce e apenas 0,3% destes se encontram em rios e lagos, representando a parte disponível para consumo (REICHARDT e TIMM, 2004). Na América do Sul, o país que mais detém mananciais de água doce é o Brasil, com 53%. De acordo com a atual Conjuntura de Recursos Hídricos do Brasil (CRH), de 2013, realizada pela Agência Nacional de Águas (ANA), cerca de 80% da água doce do Brasil se encontra na bacia Amazônica, atendendo a pouco mais de 5% da população brasileira.

Com a possibilidade real de uma crise hídrica nacional, é iminente uma preocupação com o uso e disponibilidade da água. A frequente falta de chuvas e diminuição drástica dos níveis dos reservatórios de água na região sudeste estão gerando discussões sobre o desperdício de água no Brasil. Dados da ANA de 2007 já indicavam que 40% da água retirada no Brasil era desperdiçada, sendo metade desse desperdício devido à irrigação (AGÊNCIA BRASIL, 2007). Uma análise mais recente (AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS, 2013) aponta que de 2006 a 2010 houve um aumento de aproximadamente 29% da retirada total de água dos mananciais brasileiros. Esse aumento é devido, principalmente, à atividade de irrigação, cuja vazão de retirada aumentou de 46%, em 2006, para 54%, em 2010. Da vazão total efetivamente consumida, 72% é devida a irrigação e o restante para fins de abastecimento urbano, industrial, animal e população rural.

O estudo da dinâmica da água no solo tem sido crescente frente à necessidade de otimização de uso de recursos hídricos para a manutenção da produtividade agrícola. É preciso haver um controle, pois a falta de água leva a morte das plantas, enquanto que o seu excesso ocasiona saturação do solo, falta de oxigenação das plantas e drenagem de nutrientes do solo, além do desperdício de água.

A água do solo ocupa os espaços não ocupados pelas partículas sólidas do solo. Este espaço é denominado espaço poroso do solo. Quando este espaço poroso não está totalmente cheio de água ele também é ocupado por ar, e o solo é dito estar não saturado. Caso contrário, o solo é dito estar saturado (LIBARDI, 2014). Como qualquer corpo na natureza, a água é

caracterizada por um estado de energia potencial e diferenças nos valores destes potenciais fazem com que a água se movimente pelo solo. O estudo desse movimento da água, bem como dos processos que influenciam esse movimento, é também denominado de estudo da dinâmica da água no solo.

A dinâmica da água no solo está associada diretamente a parâmetros físico-hídricos do solo (SOUZA, 2007), cujas estimativas, como será visto no capítulo seguinte, são difíceis de serem realizadas. Outro fator importante que está diretamente ligado à dinâmica de água no solo é a umidade, ou seja, a quantidade de água existente em uma unidade de massa ou volume de solo.

Para se determinar a umidade do solo existem técnicas que necessitam de uma grande quantidade de amostragens do solo (BIASSUSI, 2001). Portanto, o custo e o tempo necessário para realizar tais medições são elevados.

Uma importante ferramenta utilizada na determinação da umidade em solos não saturados é a curva de retenção de umidade do solo, fundamental na caracterização das propriedades hidráulicas do solo (CICHOTA & VAN LIER, 2004). Esta curva associa o teor de água no solo à energia potencial com que ela está retida, ou seja, indica a capacidade do solo em armazenar água. Para da Silva *et al.* (2006) a determinação da curva de retenção de água no solo é essencial no estudo das relações solo-água. Mais ainda, Ottoni (2009) avalia a importância desta curva como uma forma de subsídio para a modelagem hidrológica e um meio de poder identificar de forma quantitativa a capacidade de armazenamento de água pelo solo.

Para a obtenção da curva de retenção de água no solo, tradicionalmente, utiliza-se o método empírico denominado Câmara de Pressão de Richards. Algumas dificuldades deste método são o tempo de determinação do ponto de equilíbrio entre a pressão aplicada e a água retida no solo, o longo tempo exigido para as medidas e o alto custo do equipamento (TAVARES, FELICIANO e VAZ, 2007).

Como auxílio às análises da dinâmica da água no solo e à previsão da capacidade de armazenamento de água pelo solo surgiram alguns modelos matemáticos, considerados determinísticos, em função do tipo de parâmetros de entrada e das informações de saída. Dentre eles estão as clássicas equação de Richards e a equação de van Genuchten (descritas na seção 2.4). A primeira modela o fluxo de água no solo e a segunda estima a umidade do solo.

Entretanto, para Souza (2007), o maior desafio para utilizar modelos numéricos determinísticos para fenômenos deste tipo está no fato de que o sucesso desses modelos depende da precisão com que os parâmetros são determinados.

Conforme Halkidis (2009) afirma, os parâmetros envolvidos em fenômenos naturais não podem ser medidos de forma precisa, afetando, por isso, o desempenho dos modelos

numéricos. A criação de modelos probabilísticos (estocásticos ou estatísticos) e modelos baseados em lógica fuzzy, elaborada pelo matemático Zadeh (1965), foram algumas das alternativas encontradas para contornar este problema. Estes dois tipos de modelo possuem conceitos parecidos (descrevem a incerteza com números entre 0 e 1) mas, em seu significado, são diferentes.

Para a teoria probabilística, o evento considerado está muito bem definido e a única dúvida é sobre a sua ocorrência (ORTEGA, 2001). Com a ocorrência do evento, a dúvida já não existe.

Como exemplo, ao lançar um dado é fácil verificar a probabilidade de sair determinado número. Entretanto, ao se verificar o número após o lançamento do dado, não há mais incerteza sobre o evento considerado no momento. Agora imagine uma urna que possua várias bolas com diferentes tons de rosa, variando do branco ao vermelho. É difícil verificar a chance de sortear uma bola rosa, uma vez que haverá dificuldade em decidir se a bola é rosa ou não.

Para estes casos de incerteza, a teoria *fuzzy* é a mais indicada, pois ela lida com graus de pertinência de um objeto a um conjunto, tal qual decidir se a bola sorteada no exemplo possui um tom 60% rosado.

Neste sentido, a teoria *fuzzy* determina o grau em que um evento ocorre e não se ele ocorre, enquanto que a aleatoriedade determina a incerteza da ocorrência do evento, se ele ocorre ou não (KOSKO, 1990).

Uma outra questão que diferencia estas duas teorias é a subjetividade. A teoria probabilística não a considera. Como exemplo, tome um conjunto de pessoas de diferentes alturas e verifique a probabilidade de se sortear uma pessoa alta. Para a teoria probabilística, este evento precisa ser melhor definido, pois em relação a uma pessoa com 2,00 m uma pessoa que tenha 1,80 m pode ser considerada baixa.

Em física do solo, a maioria dos eventos, tal como verificar a umidade do solo, são incertos mesmo após a verificação do resultado. Isto porque existe a possibilidade de erros de medição por parte humana ou até mesmo as imprecisões dos fatos considerados na hora de obter as estimativas. Por este motivo, a teoria *fuzzy* é considerada neste trabalho, assim como foi em outros trabalhos pesquisados relacionados a seguir.

Souza (2007) utiliza a lógica *fuzzy* na modelagem da dinâmica da água e transporte de solutos (Potássio) em uma coluna de solo não saturado. O conjunto de dados utilizado para análise e formação do modelo foi obtido a partir de simulação numérica da equação de Richards pelo software HYDRUS-2d®. A validação deste modelo foi feita com dados experimentais obtidos em laboratório. Os resultados mostraram que o modelo é pouco eficiente em comparação aos dados experimentais, com erros relativos muito altos. Porém, em comparação aos dados

obtidos pelo *software HYDRUS-2d®*, o modelo se mostrou uma ferramenta eficaz na descrição dos processos.

Afonso, Netto e Vasconcelos (2014) recorrem a lógica *fuzzy* para a construção de um modelo alternativo para descrever o fluxo de água em um solo não saturado. As variáveis consideradas no modelo são as umidades verificadas nas camadas de solo adjacentes à camada em que se está verificando o fluxo de água. Os dados utilizados como base para o modelo foram coletados experimentalmente, na região nordeste do Brasil. A capacidade do modelo em reproduzir os resultados experimentais foi considerada satisfatória, com erro quadrático médio de 0,0092 e erros relativos abaixo de 1,5%.

Bardossy e Disse (1993) apresentam dois modelos baseados em lógica *fuzzy* para o processo de infiltração de água no solo. Os dados para construção dos modelos foram gerados a partir de simulações com a equação de Green e Ampt, que descreve a infiltração ao longo do tempo, e a equação de Richards, para fluxo vertical de água. Em seus resultados, as estimativas obtiveram erros baixos, e os autores citam a lógica *fuzzy* como uma alternativa vantajosa, visto que possuem menos parâmetros que as equações clássicas. Tzimopoulos *et al.* (2008) modelam, também, a infiltração de água no solo, porém, a partir do modelo de Parlange, obtendo resultados muito próximos dos valores coletados.

Lima *et al.* (2010) fazem uso de um sistema de controle baseado em regras de lógica *fuzzy* para definir o momento certo de irrigação. Para isto, o controlador leva em conta dados de variáveis ligadas a umidade do solo, fluidez da água no solo e pressão utilizada nos mecanismos de irrigação. Como resultado obteve-se um sistema que permite uma melhor produtividade agrícola, economia com gastos operacionais, já que o sistema é automático, e fácil adaptação a novas necessidades práticas, visto que o mesmo é baseado em regras linguísticas.

Belleza (2014) propõe um sistema de inferência *fuzzy* para estimar a umidade do solo a partir de dados de potencial matricial e textura do solo. Os dados utilizados para construção e validação do controlador foram obtidos de um relatório de dados coletados na região amazônica. O erro absoluto médio verificado para o conjunto de 11 dados de validação foi de 2,1%.

O presente trabalho propõe um modelo de base de regras *fuzzy* para estimar a umidade em camadas superficiais do solo. As variáveis consideradas para o modelo foram textura do solo, potencial matricial e quantidade de matéria orgânica. Esta última variável não foi considerada por Belleza (2014), cujo trabalho auxiliou a elaboração deste modelo.

A matéria orgânica do solo se constitui de compostos orgânicos de origem vegetal ou animal e

se deposita nas camadas superficiais do solo. Apesar de não ser normalmente considerada em modelos de dinâmica da água no solo, ela possui importante influência na retenção de umidade pelo solo, pois age de formas direta e indireta sobre as características físicas e fenômenos físicos e químicos do solo ligados a retenção de água (BRAIDA *et al.*, 2011).

Com a introdução da matéria orgânica nas análises de retenção de água no solo, pretende-se melhorar os resultados do modelo, realizando uma nova análise dos dados para a formação das regras do sistema de inferência *fuzzy* e definição dos intervalos das variáveis de entrada e saída.

Os dados utilizados para formação e validação do modelo foram obtidos junto ao projeto intitulado “Erosão Hídrica em Solos Amazônicos”. Tal projeto é resultado de convênio entre a Petrobras SA, a UFRRJ e a FAPUR (Fundação de Apoio à Pesquisa Científica e Tecnológica da UFRRJ) e está publicado em Petrobras (2010). As pesquisas do projeto citado foram situadas no município de Coari, em Manaus, AM. Para simulação dos resultados foi utilizado o *toolbox* para *fuzzy* disponibilizado em MATLAB[®], em cooperação do prof. Dr. João Frederico Costa de Azevedo Meyer, do Departamento de Matemática Aplicada da Unicamp, SP.

No capítulo 2, a física do solo, a dinâmica da água no solo e a influência que a matéria orgânica tem na retenção de umidade pelo solo são discutidos mais profundamente. Ainda, são relacionados os modelos matemáticos determinísticos clássicos que estimam a dinâmica da água no solo e a retenção de umidade.

No capítulo 3 são apresentados os conceitos que envolvem a lógica *fuzzy*, base para o modelo construído nesse trabalho.

O capítulo 4 apresenta a metodologia para construção do sistema de inferência *fuzzy* para estimar a umidade volumétrica do solo, com descrição dos dados observados para treinamento do modelo.

No capítulo 5 os resultados do modelo proposto são apresentados, com simulação numérica através do *software* Matlab[®], e é feita uma comparação com os resultados apresentados por Belleza (2014).

No capítulo 6 é feita a conclusão da evolução do modelo e dos resultados obtidos.

2 *Dinâmica da água no solo*

2.1 O solo

Definido por Santos *et al.* (2005) como “uma coleção de corpos naturais independentes constituídos de materiais minerais e orgânicos organizados em camadas resultantes da ação de fatores de formação”, o solo possui importância essencial para a produção vegetal.

Funcionando como um reservatório de água para as plantas, elemento primordial para o seu desenvolvimento, o solo retém água e fornece-a conforme as necessidades dos vegetais.

A formação de um solo é originada por processos químicos, físicos e biológicos de decomposição, desintegração e recombinação da rocha matriz, sendo cinco os fatores responsáveis por essa formação: o material original, o tempo, o clima, o relevo e os organismos vivos (LEPSCH, 2010).

O material original compreende o material geológico do qual o solo se origina. Por este motivo, as características e propriedades de um solo dependem da composição do material original do solo. O tempo refere-se à idade do solo, fator necessário para a ocorrência das ações físicas e reações químicas que o transformam. A principal consequência do tempo na formação dos solos é a sua espessura. O clima refere-se, principalmente, às ações da umidade (precipitações pluviométricas) e temperatura e, por isso, os solos apresentam características e propriedades diferentes para cada clima. Quanto ao relevo, podemos considerar a topografia do local (diferenças de altitude, formato, declividade e posição do terreno), que interfere na distribuição desigual da água da chuva, da luz, do calor do sol e da erosão no terreno. Por último, os organismos presentes no solo promovem a diferenciação de alguns solos através da decomposição dos restos de vegetais e animais (LEPSCH, 2010).

Os diferentes fatores e processos de formação do solo atribuem-no características e propriedades químicas e físicas próprias, diferenciando diversos tipos de solo e influenciando no fornecimento de água e minerais para o desenvolvimento das plantas (LEPSCH, 2010).

Dentre as características físicas do solo podem ser citadas:

Cor É o produto da mistura das cores das partículas do solo. É considerada como uma das características morfológicas mais importantes, pois além de ser facilmente visível, permite uma boa caracterização do solo (CEDDIA, 2013). Alguns solos recebem, inclusive, nomenclatura de acordo com a sua cor, como a “terra roxa” e a “terra preta”.

Textura A textura de um solo refere-se à proporção relativa das partículas sólidas que compõem a massa do solo. Os principais constituintes minerais dessas partículas são a areia, o silte e a argila. A combinação desses constituintes exerce influência direta sobre aspectos de retenção de umidade pelo solo. Mais adiante a textura do solo e sua influência na retenção de umidade são explicadas de forma aprofundada, visto que é parte essencial deste trabalho.

Estrutura Representa o padrão de arranjoamento das partículas primárias do solo (areia, silte e argila) em unidades estruturais compostas chamadas de *agregados* (SANTOS *et al.*, 2005). Os agregados são considerados partículas secundárias, formadas a partir da agregação das partículas primárias.

Consistência É o termo usado para designar as manifestações das forças físicas de coesão (entre partículas do solo) e de adesão (entre as partículas do solo e de outros materiais) agindo dentro do solo em diferentes graus de umidade (CEDDIA, 2013). As partículas do solo, no interior dos agregados, aderemumas às outras e são mantidas dessa forma com maior ou menor grau de adesão. Essa união confere aos agregados um aspecto duro ou macio. A resistência do material do solo, em seu estado natural, a alguma força que tende a rompê-los é conhecida como consistência do solo (LEPSCH, 2010), e é determinada em três estados de umidade: solo seco, úmido e saturado.

Já entre algumas das características químicas do solo podem ser citadas:

pH Indica a acidez de um solo. Quanto mais abaixo de 7 for o pH, mais ácido será o solo. E quanto mais acima de 7, ele será alcalino. O pH de um solo pode variar de acordo com a sua composição, concentração de metais, sais minerais, ácidos, bases e material orgânico. O valor ideal do pH de um solo destinado a agricultura depende da cultura que será utilizada, pois cada cultura possui valores de pH diferentes de adaptação.

Quantidade de hidrogênio Assim como o pH, determina a acidez do solo. Quanto maior o teor de Hidrogênio, menor o pH, e logo, maior será a acidez.

Capacidade de troca catiônica (CTC) Cátions são íons que possuem déficit de elétrons e, por isso, possuem carga predominantemente positiva. No solo, eles são formadores de cargas

positivas que podem ser trocados por outros cátions. A CTC representa o número total de cátions que o solo pode reter. Portanto, depende da quantidade de cargas negativas presentes. Quanto maior for a quantidade de cargas negativas no solo, maior será sua CTC. A importância da CTC para o solo está ligada a retenção de água e estruturação e consistência do solo.

Matéria Orgânica Indica a fração do solo composta de material de origem vegetal ou animal, em diferentes estágios de decomposição. Mais adiante, ao longo deste capítulo, será aprofundado o conceito de matéria orgânica e explicitada a sua influência na retenção de umidade do solo.

O solo é considerado como um sistema trifásico, pois se constitui das frações sólida (material mineral e orgânico), líquida (solução de sais minerais e componentes orgânicos) e gasosa (ar do solo, que ocupa o espaço entre as partículas sólidas não ocupado pela fração líquida). Costuma-se denominar de *matriz do solo* os constituintes da fração sólida do solo. O espaço não ocupado pelas partículas sólidas do solo é denominado de *espaço poroso*.

Parte da fração sólida de um solo é constituída de compostos orgânicos de origem animal ou vegetal, nos mais diversos estágios de transformação (decomposição). A esta composição do solo dá-se o nome de *matéria orgânica do solo*. O estágio mais avançado de transformação da matéria orgânica é denominado húmus, formado pela ação de microorganismos nativos do solo. As características principais do húmus são: estado coloidal (de tamanho menor que 1 micrômetro), cor escura e alta estabilidade no solo (REICHARDT e TIMM, 2004).

Com a transformação do material original (rocha matriz) em solo, uma série de camadas superpostas se torna visível a partir de um corte vertical no solo. Essas camadas são denominadas *horizontes do solo*, e juntas elas formam o que chamamos de *perfil do solo*.

Segundo Lepsch (2010),

“...para identificar e delimitar os horizontes, na face exposta do perfil do solo, em uma trincheira ou talude de estrada, primeiramente são observadas as diferenças maiores de cor, textura, estrutura, ou consistência, e outras características”.

Um solo completo é formado por 4 horizontes principais - A, B, C e R - que podem ainda ser subdivididos em novos horizontes a partir de suas características físicas e químicas, e ainda um horizonte superficial O. A figura 2.1 ilustra os horizontes principais de um solo.

O horizonte O constitui-se de acúmulo de matéria orgânica total ou parcialmente decomposta. Ocorre, geralmente, em solos de mata ou em solos orgânicos (LEPSCH, 2010).

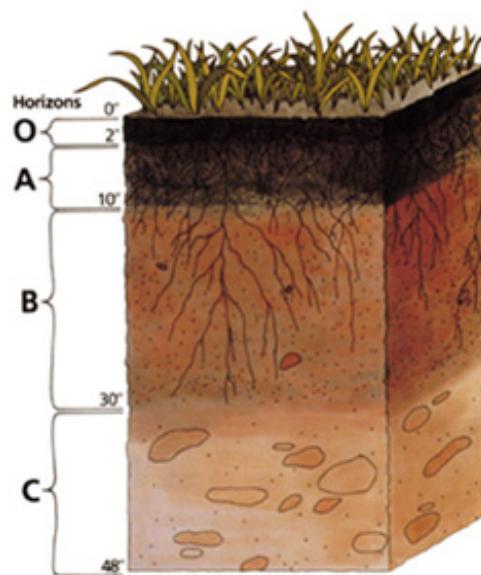


Figura 2.1: Esquema de perfil de um solo². O horizonte R situa-se na camada inferior ao horizonte C.

O horizonte A, camada mais superficial do solo, é também denominado horizonte de eluição, pois a ação das chuvas faz com que esta camada perca coloides minerais (Ferro, Alumínio e argila) para o horizonte B (IBGE, 2007). Outra característica é a cor escura devido ao acúmulo de matéria orgânica. As subdivisões deste solo que cabem citar aqui são: horizonte AB, superficial, com predomínio de características de horizonte A e algumas características de horizonte B; horizonte AC, que possui, predominantemente, características de A e algumas características do horizonte C. Este último ocorre na ausência de horizonte B.

O horizonte B é também denominado de horizonte de iluviação, já que recebe os coloides minerais provenientes do horizonte A, e apresenta máximo desenvolvimento de cor e estrutura. É considerado um horizonte subsuperficial. Dentre suas subdivisões podem ser citados os horizontes BA, que possui, predominantemente, as características do horizonte B, mas também possui características do horizonte A, e o horizonte BC, que possui, predominantemente, características do horizonte B, e também características do horizonte C.

O horizonte C é a camada do solo com mais características da rocha matriz e o horizonte R é a rocha matriz propriamente dita, situada na camada mais profunda do solo.

As partículas sólidas do solo podem variar enormemente de tamanho e qualidade (REICHARDT e TIMM, 2004), podendo ser vistas a olho nu ou somente com o auxílio de um microscópio. Existem diferentes escalas para classificação das partículas do solo segundo o seu diâmetro. A tabela 2.1 indica as classificações para a escala Atterberg e para a escala

²Fonte: http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/c/cc/Soil_profile.jpg. Acesso em 05 jan. 2015.

americana, também adotada pela Sociedade Brasileira de Ciência do Solo (SBCS) (REICHARDT e TIMM, 2004).

Tabela 2.1: Escalas de classificação granulométrica do solo

Fração	Escala de Atterberg	Escala americana
	Diâmetro médio	Diâmetro médio
Calhaus	20 a 200 mm	> 75 mm
Cascalho	2 a 20 mm	2 a 75 mm
Areia	0,02 a 2 mm	0,05 a 2 mm
Silte	0,002 a 0,02 mm	0,002 a 0,05 mm
Argila	<0,002 mm	< 0,002 mm

Tradicionalmente, as únicas frações consideradas para a definição da textura de um solo são as frações de areia, silte e argila (REICHARDT e TIMM, 2004). A identificação da classe textural de um solo pode ser feita graficamente através do triângulo textural, indicado na figura 2.2. Por exemplo, um solo que possui 60% de areia, 10% de silte e 30% de argila se classifica, segundo o triângulo textural da figura 2.2 como de textura franco-argilo arenosa. Essa leitura é feita da seguinte forma: para a porcentagem indicada de areia, 60%, saem duas linhas das quais deve ser considerada a da esquerda. Em seguida considera-se o valor da porcentagem de silte, 10%, e a linha diagonal que sai desse valor, marcando o ponto de encontro desta com a linha anterior, considerada na porcentagem de areia. A linha que sai desse ponto, à esquerda, deve indicar a porcentagem de argila verificada. A região deste ponto indica a classificação textural do solo considerado.

Embrapa (2006) cita a existência de grupamentos texturais, que são a reunião de uma ou mais classes de textura. Neste caso, cabe citar os cinco grupamentos texturais: arenosa, média, argilosa, muito argilosa e siltosa. Neste trabalho, os grupamentos texturais foram considerados conforme o percentual de argila, assim como em Belleza (2014), em adaptação possível aos critérios verificados na primeira referência citada. Assim, os grupamentos texturais considerados foram:

- Textura arenosa: teor de argila menor que 15%
- Textura média: teor de argila entre 15% e 35%
- Textura argilosa: teor de argila entre 35% e 60%
- Textura muito argilosa: teor de argila maior que 60%

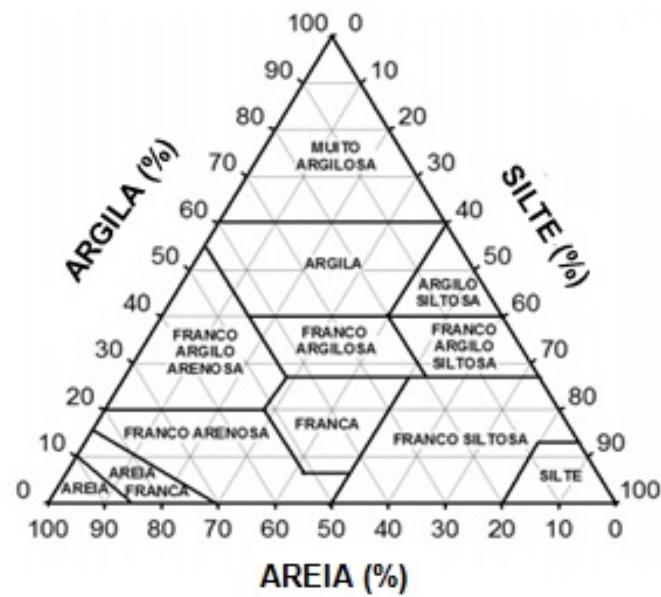


Figura 2.2: Triângulo de classificação textural (adaptado de Santos *et al.* (2005)).

A formação desses grupamentos texturais significa uma simplificação do triângulo textural considerado anteriormente e está indicada graficamente na figura 2.3.

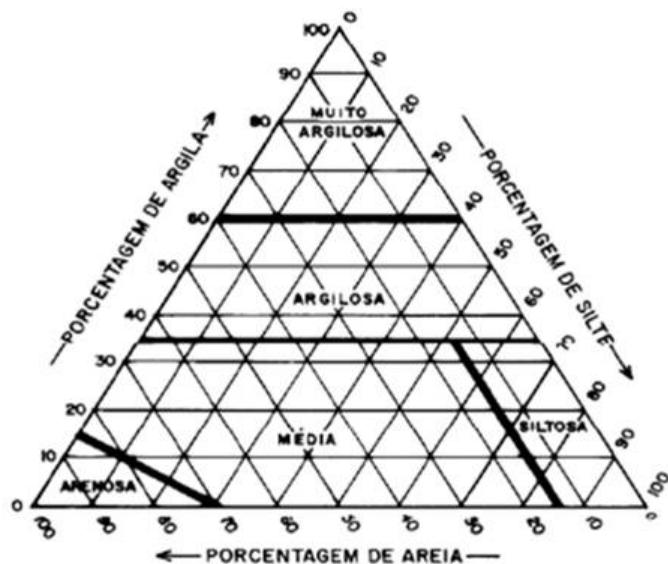


Figura 2.3: Triângulo de classificação textural simplificada proposto em EMBRAPA (2006).

2.2 Movimento da água no solo

Como qualquer corpo na natureza, a água pode ser caracterizada por um estado de energia. Diferentes formas de energia podem determinar esse estado (REICHARDT e TIMM, 2004). O ramo da física que estuda as relações energéticas (movimento de energia) num processo físico que envolve um sistema (objeto que está sendo estudado) e um meio (tudo o que circunda o sistema e que com ele pode interagir) é a termodinâmica. No caso da dinâmica da água no solo, o sistema é a água, incluindo íons, moléculas e gases dissolvidos, e o meio é a matriz do solo e os gases do ar do solo.

As relações energéticas podem ser mecânicas (cinética e potencial) ou térmicas, sendo a primeira em virtude da ação de forças que dão origem ao trabalhos mecânicos e a segunda por diferenças de temperatura (REICHARDT e TIMM, 2004). A energia cinética de um corpo deve-se à sua velocidade instantânea em relação a um campo de forças (LIBARDI, 2005). Como a água se move a velocidades baixas pelo solo, sua energia cinética, que é proporcional ao quadrado de sua velocidade, pode ser considerada desprezível (HILLEL, 1998). Já a energia potencial da água, função de sua posição e condições internas, é de grande importância para a determinação do seu estado energético no solo.

A função termodinâmica *Energia Livre de Gibbs* descreve o estado de energia da água, que no sistema solo-planta-atmosfera recebe o nome particular de *Potencial Total da Água*. A energia livre de Gibbs é expressa em unidade de energia. Como a energia de um sistema é uma grandeza extensiva, ou seja, proporcional à escala do sistema, é comum expressá-la por uma unidade de outra grandeza proporcional à extensão do sistema. Das formas mais utilizadas, a principal é a energia por unidade de volume, que possui dimensões de pressão. Esta grandeza, apesar de ser “energia”, possui a propriedade de ser intensiva, ou seja, é invariante à escala do sistema e por isso a energia da água é chamada de potencial, sendo medido em unidade de pressão (REICHARDT e TIMM, 2004).

A diferença de potencial da água em pontos do solo gera o seu movimento pelo espaço poroso do solo. Assim como qualquer corpo na natureza, a água tende a se mover de pontos em que sua energia potencial total é maior para pontos em que é menor, conforme afirmam Reichardt e Timm (2004):

“A tendência espontânea e universal de toda matéria na natureza é assumir um estado de energia mínima, procurando equilíbrio com o meio ambiente. A água obedece a essa tendência universal e move-se constantemente no sentido de diminuição de seu potencial total”.

O potencial total da água (Ψ), indicado na equação 2.1, é determinado pela soma de cinco

componentes: os potenciais térmico (Ψ_T), gravitacional (Ψ_g), de pressão (Ψ_P), osmótico (Ψ_{os}) e matricial (Ψ_m).

$$\Psi = \Psi_T + \Psi_g + \Psi_P + \Psi_{os} + \Psi_m \quad (2.1)$$

O potencial térmico está associado a diferenças de temperatura e pode ser desprezado, visto que os processos que ocorrem no solo são aproximadamente isotérmicos (REICHARDT e TIMM, 2004).

O potencial gravitacional ocorre devido ao campo gravitacional terrestre e está sempre presente. É determinado pela elevação relativa a um nível arbitrário de referência. Pode ser medido em energia por unidades de volume, massa ou peso.

O potencial de pressão atua sempre que houver pressão ocasionada por uma carga de volume de água, logo uma pressão positiva. Esse potencial só é importante para solos saturados que, por conseguinte, possuem uma coluna de água exercendo pressão sobre o ponto a ser considerado.

O potencial osmótico está associado a presença de sais e outros solutos na água. Considerando somente a relação água-solo, não há presença de membranas semipermeáveis, que são membranas que permitem a passagem de moléculas de solventes em uma solução, mas não de soluto. Também, a pouca variação da concentração da solução do solo contribui para que o potencial osmótico não seja considerado em tal relação.

O potencial matricial refere-se às interações entre a matriz do solo e a solução retida nele, sendo representado pelas forças de *adsorção* e *capilaridade*, que são as principais forças responsáveis pela retenção de água no solo (LIBARDI, 2005).

Pelo fenômeno da adsorção a retenção de água ocorre nas superfícies das partículas sólidas do solo por adesão das moléculas da água ou soluto, formando um filme contínuo de água. Portanto, quanto maior for a *área superficial específica*, ou seja, a área por unidade de massa, da partícula sólida, maior será a força de adsorção. Dentre as partículas sólidas do solo considerada para avaliação da textura (areia, silte e argila) a que possui maior área específica é a argila (REICHARDT e TIMM, 2004).

Segundo Libardi (2005) são três os mecanismos propostos para explicar o processo de adsorção:

- A superfície dos minerais de argila é coberta com átomos de hidrogênio e grupos de

oxídrilas negativamente carregados, formando um campo elétrico ao redor das partículas desses minerais cuja intensidade decresce com a distância da superfície da partícula. Como as moléculas de água são de natureza dipolar, ou seja, carregadas negativa e positivamente, elas se orientam neste campo elétrico e experimentam uma força na superfície da partícula;

- Os pares de elétrons não compartilhados presentes nas moléculas de água podem ser eletricamente atraídos a cátions trocáveis que podem estar adsorvidos sobre a superfície de argila;
- As moléculas de água podem, ainda, ser atraídas às superfícies sólidas pelas forças de London-van der Waals, que são forças de alcance curto decrescendo rapidamente com a distância da superfície.

Já pelo fenômeno da capilaridade a retenção ocorre nos microporos dos agregados, sendo sempre associado a uma interface curva ar-água cuja curvatura depende do tamanho do poro. Como a variedade de poros no solo, em forma e diâmetro, é grande, aplicando uma energia determinada os poros a se esvaziarem primeiro são os maiores. Quanto menor o poro, mais a água se encontra retida. A figura 2.4 ilustra os processos envolvidos na retenção de água no solo.

O potencial total da água no solo representa a diferença de energia entre a água no solo e a água padrão, ou seja, “*água livre, de mesma concentração e temperatura que a água no solo e cuja superfície plana é considerada como referência gravitacional e sujeita à pressão atmosférica*” (LIBARDI, 2014). Quando somente o potencial matricial possui efeito sobre o potencial total da água no solo, ele pode ser determinado através da diferença entre a energia potencial da água no solo (E) e a energia potencial da água padrão (E_0), divididos por um volume de água (V_a). Esta relação pode ser verificada na equação 2.2.

$$\Psi_m = \frac{E - E_0}{V_a}. \quad (2.2)$$

Como a água no solo está sujeita a ações das forças mátricas (capilaridade e adsorção), ela possui liberdade de movimento reduzida se comparada com a água livre. Isto leva a uma conclusão de que a energia potencial da água no solo é menor do que a energia da água padrão.

Logo, o potencial matricial é uma quantidade negativa. É comum a utilização do valor absoluto do potencial matricial. Neste caso, o potencial matricial passa a ser denominado de

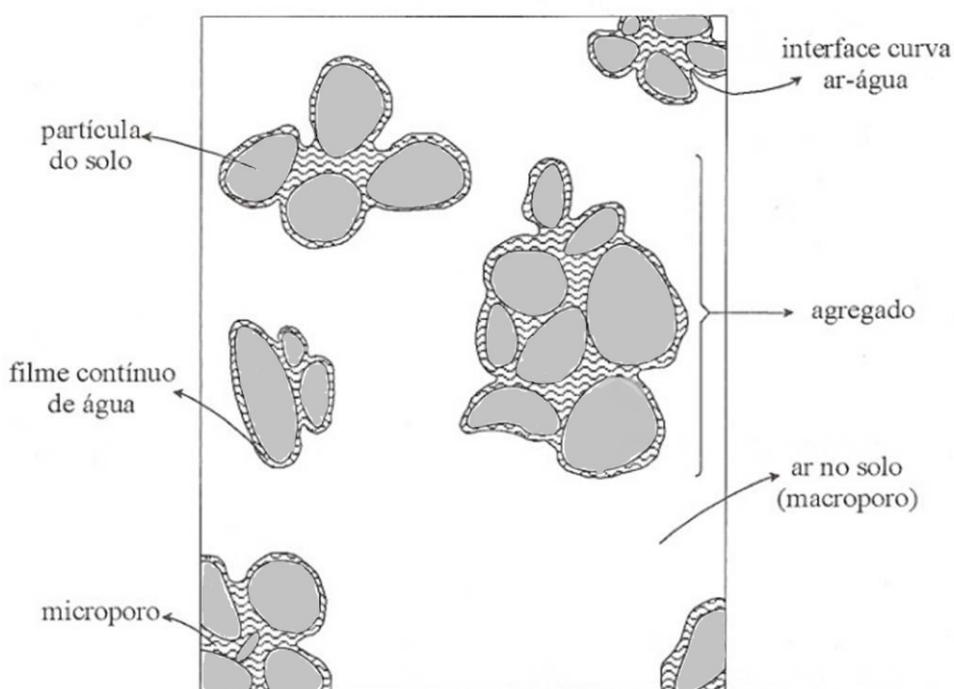


Figura 2.4: Retenção de água por agregados no solo pelas forças de adsorção, formando um filme contínuo de água, e capilaridade, através da interface curva ar-água (adaptado de Libardi (2005)).

tensão da água no solo. Entretanto, o termo “potencial matricial” continua sendo utilizado em muitos trabalhos, mesmo sendo considerado o seu valor absoluto.

A componente matricial do potencial total da água no solo não pode ser facilmente calculada, tendo sua medida feita através de processos experimentais por meio de tensiômetros (equipamento que mede a tensão com que a água está retida no solo) ou instrumentos de pressão.

Na prática, para remover a solução retida no solo e deixá-la livre da influência da matriz do solo é necessário despender energia e, neste caso, essa energia deverá ser tanto maior quanto menor for o conteúdo de água no solo. Portanto, quanto maior for a umidade (θ) de um solo, menor será a magnitude do potencial matricial (Ψ_m) envolvido. Logo, o potencial matricial pode ser dado em função da umidade do solo.

O gráfico desta relação entre a umidade e o potencial matricial é denominado de *curva de retenção de água no solo*, ou curva característica de água no solo. Para Klute e Dirksen (1986, *apud* CANCINO CALLE, 2000) a curva de retenção é uma representação da capacidade do solo de armazenar água.

Existem duas formas de se obter a curva de retenção experimentalmente:

Por secamento : a amostra de solo previamente saturada é exposta a potenciais matriciais crescentes, diminuindo a umidade do solo.

Por molhamento : a amostra de solo seca tem o seu potencial matricial reduzido gradativamente, aumentando a umidade do solo.

Um problema encontrado na obtenção empírica da curva de retenção está no fato de que estes dois métodos geram curvas não idênticas. Para um mesmo valor de potencial matricial, a umidade verificada para o método por secamento é maior do que pelo método por molhamento.

A este fenômeno damos o nome de *histerese*. Hillel (1998) descreve que as causas desse fenômeno podem ser devidas a: não uniformidade dos poros; diferentes ângulos de contato, que são maiores em umedecimento, gerando raios de curvatura diferentes para cada situação; a retenção do ar em poros, gerando bolhas de ar, durante o processo de umedecimento; e alterações na estrutura do solo causadas pelo histórico de umedecimento e secamento.

Em uma tentativa de sanar estes problemas e diminuir o tempo levado para obter a curva de retenção de água no solo, vários modelos empíricos (VAN GENUCHTEN, 1980; ROSSI e NIMMO, 1994; ASSOULINE *et al.*, 1998), obtidos por suposições feitas a partir da observação de dados experimentais, têm sido propostos.

Dentre os principais fatores que interferem na forma da curva de retenção podemos citar a distribuição granulométrica (frações de areia, silte e argila), a distribuição dos poros do solo, a estrutura do solo e a mineralogia (características físicas e químicas) das partículas (CANCINO CALLE, 2000). Segundo Hillel (1998), a forma da curva de retenção depende fortemente da textura do solo. Solos mais argilosos tendem a reter mais água que solos arenosos para cada valor de potencial matricial aplicado. Solos arenosos possuem a maioria dos poros relativamente grandes e uma vez que esses poros sejam esvaziados sob um determinado potencial matricial, somente uma pequena quantidade de água permanece retida no solo. Já solos argilosos possuem seu espaço poroso distribuído mais uniformemente, logo uma quantidade maior de água é retida por adsorção. Desse modo, o aumento do potencial matricial causa uma redução mais gradativa na umidade do solo. Essa relação da textura com a curva de retenção de água no solo pode ser observada na figura 2.5.

O valor de umidade a um potencial nulo indica a umidade que preenche por completo o espaço poroso do solo, sendo chamada de *umidade de saturação*. Aumentando-se o valor do potencial matricial, observa-se um comportamento assintótico a determinado valor de umidade, que indica a umidade que continua retida no solo mesmo com o aumento do potencial aplicado.

Esta umidade é chamada de *umidade residual*. Como pode ser verificado de forma

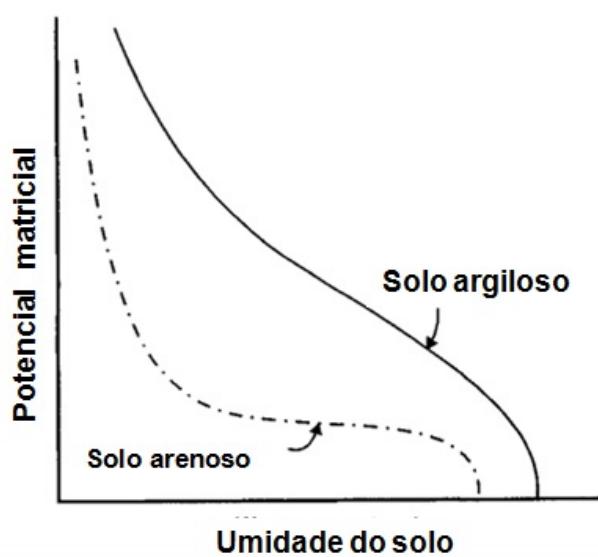


Figura 2.5: Efeito da textura na curva de retenção de água no solo (adaptado de Hillel (1998)).

generalizada na figura 2.5 e pelo que foi dito anteriormente, solos argilosos possuem umidade de saturação maior do que solos arenosos, e o mesmo também vale para a umidade residual.

2.3 Influência da matéria orgânica na retenção de água no solo

A quantidade de matéria orgânica no solo depende, dentre outros fatores, da entrada de material orgânico, da sua taxa de mineralização (transformação dos compostos orgânicos em inorgânicos), da textura do solo e do clima (COSTA, SILVA e RIBEIRO, 2013). Principal fonte de nutrientes para as plantas, seu conteúdo, na maioria dos solos, pode variar de 1 a 10%, estando em maior quantidade nos horizontes superficiais do solo (REICHARDT e TIMM, 2004).

Além de contribuir para o enriquecimento de nutrientes no solo, a matéria orgânica também possui influência sobre o comportamento físico do solo, atuando direta ou indiretamente sobre alguns de seus fatores físicos.

As características da matéria orgânica que influenciam diretamente os fenômenos físicos e químicos do solo são a sua alta área específica, variando de 800 a 900 $m^2.g^{-1}$ e a sua grande quantidade de carga elétrica negativa (MEURER *et al.*, 2000 *apud* BRAIDA, 2004; BRAIDA *et al.*, 2011). Estas cargas elétricas são provenientes dos componentes das substâncias originadas da oxidação e polimerização da matéria orgânica, denominadas ácidos húmicos e fúlvicos, conferindo à matéria orgânica cerca de 70 a 80% da responsabilidade na CTC em

solos tropicais (FAVORETTO, 2007).

De forma indireta, a matéria orgânica atua como um elemento cimentante, contribuindo para a formação de agregados e consistência do solo, e, consequentemente, na distribuição do tamanho dos poros (BRAIDA *et al.*, 2011). Para Bayer e Mielniczuk (2008), a agregação do solo é a principal característica física do solo afetada pela matéria orgânica, afetando, indiretamente, as demais características físicas do solo como a densidade, a porosidade e a capacidade de retenção e infiltração de água.

Os fenômenos envolvidos na retenção de água no solo, capilaridade e adsorção, estão diretamente relacionados com o tamanho dos poros e a ocorrência de superfícies carregadas eletrostaticamente. Portanto, pelos efeitos que a matéria orgânica possui nas características físicas e químicas do solo, citados anteriormente, é esperado que ela possua influência sobre a retenção de água no solo.

Apesar de a teoria indicar uma influência considerável da matéria orgânica sobre a retenção de água no solo, Braida *et al.* (2011) e Rawls *et al.* (2003) citam trabalhos que possuem resultados contraditórios. O primeiro autor cita, por exemplo, o trabalho de Sommerfeldt e Chang (1986), em que a adição de matéria orgânica (esterco de gado) permitiu retenção de água considerável apenas sob uma tensão de 1500 kPa, não ocorrendo o mesmo para uma tensão de 20 kPa. O segundo autor faz um levantamento de 12 trabalhos, analisando a influência de matéria orgânica na retenção de água sob dois valores de tensão, 33 kPa e 1500 kPa. Destes, apenas 5 obtiveram resposta positiva para o primeiro valor de tensão, e 8 para o segundo valor de tensão. Estes mesmos autores afirmam que estes resultados são provenientes de procedimentos inadequados adotados para verificar a relação entre as variáveis, além da dificuldade em se isolar os efeitos dos diferentes fatores envolvidos diretamente no fenômeno. Para Rawls *et al.* (2003) e Rawls, Nemmes e Pachepsky (2004) é importante incluir a matéria orgânica como variável de entrada em equações para estimar a umidade do solo a fim de reduzir os erros de estimativa desses modelos. Em seus trabalhos foram verificados que a contribuição de matéria orgânica na retenção de umidade variou entre 14% a 75% e que solos arenosos possuem mais sensibilidade à retenção de umidade sob influencia da matéria orgânica do que solos argilosos.

2.4 Modelos de dinâmica de água no solo

Como já foi visto, o movimento da água em estado líquido no solo se dá sempre que houver uma diferença de potencial hidráulico, ou potencial total, em diferentes pontos do sistema.

Esse movimento se dá no sentido do maior potencial para o menor.

Considerando as idéias de Darcy de 1856, que modela o movimento de água em meio poroso saturado, Buckingham, em 1907, propõe um modelo (equação 2.3) que descreve o movimento de água em meio poroso não saturado, levando em conta as relações entre o potencial matricial da água no meio poroso e a condutividade hidráulica, que expressa a facilidade com que a água se movimenta por este meio (LIBARDI, 2005). Buckingham foi o primeiro a definir o potencial matricial e a condutividade hidráulica como funções da umidade do solo.

$$q = -K(\theta) \cdot \nabla \Psi \quad (2.3)$$

ou ainda, considerando somente o fluxo vertical de água,

$$q = -K(\theta) \frac{\partial \Psi_m(\theta)}{\partial z}, \quad (2.4)$$

sendo q a densidade de fluxo de água no solo, ou seja, o volume de água que passa por unidade de tempo e pela unidade de área de seção transversal, θ a umidade volumétrica do solo, $K(\theta)$ a condutividade hidráulica do solo não saturado, $\Psi_m(\theta)$ o potencial matricial da água no solo e z a coordenada vertical de posição.

Na equação 2.3 a densidade de fluxo de água é proporcional à força que atua sobre a água, isto é, o gradiente do potencial. O sinal negativo na equação indica que o fluxo da água possui sentido inverso ao sentido do gradiente de potencial. O sentido do gradiente é tomado, por definição, no sentido de crescimento do campo potencial, ou seja, do menor valor de potencial para o maior. Como o movimento da água se dá no sentido de maior potencial para o menor, a inclusão do sinal negativo é necessária.

Em 1931, Lorenzo A. Richards propõe uma equação que descreve o fluxo de água em meio poroso não saturado, combinando a *equação da continuidade* com a *equação de Darcy-Buckingham* (2.4), que considera o potencial total da água no solo ao invés de somente o potencial matricial (LIBARDI, 2005). Utilizando a equação da continuidade, Richards insere em sua equação o princípio da conservação da massa de água contida em um volume elementar do solo. Isto permite quantificar a umidade do solo em uma determinada posição e em um determinado tempo. A equação de Richards é a mais utilizada para descrever o fenômeno de fluxo de água em um solo não saturado. A equação 2.5 representa a equação de Richards para o fluxo vertical de água no solo.

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \vec{\nabla} \cdot \left[K(\theta) \vec{\nabla} \Psi \right], \quad (2.5)$$

ou ainda, considerando somente o fluxo vertical,

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left[K(\theta) \frac{\partial \Psi}{\partial z} \right]. \quad (2.6)$$

A não-linearidade da equação de Richards torna inviável a obtenção de soluções analíticas, exceto aquelas tomadas a partir de linearizações com base em considerações sobre a relação da condutividade hidráulica com a umidade do solo. Alguns métodos numéricos têm sido propostos para resolver esta equação, entretanto, segundo Célia, Bouloutas e Zarba (1990, *apud* MANICH e GUETTER, 2011) estes métodos podem apresentar problemas de convergência.

Van Genuchten (1980) apresenta em seu trabalho uma equação para estimar a condutividade hidráulica relativa, $K_r = \frac{K(\theta)}{K_0}$, em solos não saturados. Esta expressão (equação 2.8) se baseia nas informações da curva de retenção de umidade do solo e no modelo proposto por Mualem (1976), o qual se baseia nas informações da curva de retenção e condutividade hidráulica do solo saturado para estimar o valor da condutividade hidráulica no solo insaturado. Em adaptação deste último autor, van Genuchten ainda propõe uma equação de relação entre a umidade de um solo não saturado com o potencial matricial aplicado, indicado pela equação

2.7.

$$\theta = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{[1 + |\alpha \Psi_m|^n]^m}, \quad (2.7)$$

sendo θ a umidade volumétrica do solo, θ_r a umidade volumétrica residual do solo, θ_s a umidade volumétrica de saturação do solo, Ψ_m o potencial matricial da água solo e α, m e n constantes empíricas (adimensionais).

Combinando a equação 2.7 com o modelo de Mualem (1976) e considerando a simplificação de que $m = 1 - \frac{1}{n}$ também proposta em Mualem (1976), a equação de van Genuchten para condutividade hidráulica do solo se torna

$$K(\theta) = K_0 \omega^\ell \left[1 - \left(1 - \omega \frac{1}{m} \right)^m \right]^2, \quad (2.8)$$

na qual

$$\omega = \frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r}$$

é a saturação efetiva, K_0 é a condutividade hidráulica do solo saturado e ℓ um parâmetro empírico estimado por Mualem (1976) e considerado igual a aproximadamente 0,5 para a maioria dos solos (LIBARDI, 2005).

3 Lógica Fuzzy

3.1 Conjuntos Fuzzy

Introduzida em 1965 pela publicação do artigo *Fuzzy Sets* do matemático Lotfi A. Zadeh, a lógica *fuzzy* tem sido estudada e aperfeiçoada em uma tentativa de modelar, matematicamente, variáveis julgadas subjetivas (BARROS, 1997). A lógica clássica, do verdadeiro ou falso, do é ou não é, muitas vezes não consegue representar a multivalência do mundo real.

Para a lógica clássica, um elemento pertence a um conjunto ou não. Zadeh (1965) cita que, comumente, as classes de objetos encontradas no mundo físico real não possuem um critério precisamente definido de pertinência. Como exemplo, considere a classe de pessoas altas. É subjetivo concluir se uma pessoa de 1,80 m pertence a este conjunto ou não quando se sabe que existem pessoas com 2,00 m ou mais. Também é subjetivo concluir quais valores de umidade de um solo são considerados altos ou quais valores de potencial matricial (tensão) são baixos.

Para contornar as limitações da matemática clássica e incluir estas questões subjetivas, inicialmente Zadeh baseou-se no fato de que qualquer conjunto clássico pode ser caracterizado por uma função, denominada função característica (BARROS e BASSANEZI, 2010), que resulta em 1 se o elemento pertence ao conjunto ou zero caso contrário (equação 3.1).

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \in A \\ 0 & \text{se } x \notin A \end{cases}. \quad (3.1)$$

Claramente, a imagem desta função está contida no conjunto $\{0, 1\}$, ou seja, representa somente a relação binária: pertence/não pertence. Para um conjunto *fuzzy* esta função característica representa mais do que a relação de pertencer ou não pertencer, ela indica o grau de pertinência do elemento ao conjunto considerado. Este grau está contido no intervalo $[0, 1]$ e, quanto mais próximo de 1 o grau estiver, mais forte será a relação de pertinência.

Por exemplo, considere o conjunto dos números reais próximos de 5. É de se esperar que o grau de pertinência do elemento 6 seja maior do que o grau de pertinência do elemento 7.

Um subconjunto *fuzzy* será definido como um par ordenado composto do seu elemento seguido de seu grau de pertinência, como formalizado abaixo:

Definição 3.1. Um *subconjunto fuzzy* A de um conjunto clássico U é caracterizado por uma função

$$\mu_A : U \rightarrow [0, 1]$$

pré-fixada, chamada função de pertinência do subconjunto fuzzy A . Esse subconjunto pode ser representado da forma

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in U, \mu_A(x) \in [0, 1]\}.$$

O suporte de um conjunto *fuzzy* A representa o conjunto dos elementos que possuem grau de pertinência não nulo a A e será definido como o subconjunto clássico de U da forma

$$suppA = \{x \in U : \mu_A(x) > 0\}.$$

Como exemplo de um conjunto *fuzzy* tome a textura de um solo considerado arenoso. Pelo visto no Capítulo 2, um solo é considerado arenoso se o percentual de argila estiver entre 0% e 15%. Desse modo, uma função de pertinência possível para este conjunto *fuzzy*, denominado por A , pode ser dada por

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{0,15 - x}{0,15} & \text{se } 0 \leq x \leq 0,15 \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}.$$

Graficamente, este conjunto *fuzzy* está representado pela figura 3.1, segundo sua função de pertinência considerada. Observe que o valor de textura que pertence 100% à classe Arenosa é aquele que possui 0% de argila. À medida que o percentual de argila aumenta, o grau de pertinência da textura a essa classe decai, sendo nulo a partir do valor de 15% de argila. Para este caso é considerado um decrescimento linear na função de pertinência, entretanto, podem ser considerados outros tipos de funções que melhor descrevam o comportamento esperado para a variável que se está analisando. Este fato sustenta a vantagem de se modelar variáveis como textura como um conjunto *fuzzy*. A teoria diz que a textura é arenosa se o teor de argila estiver entre 0 a 15%, passando para textura média a partir de 15% de argila. A modelagem

por conjunto *fuzzy* pode considerar esta passagem de forma gradual, mais coerente com a realidade. Assim, um valor de 14,9% de argila pode ser melhor representado como um valor que está em uma região de mudança de classe textural, já que seu grau de pertinência à classe arenosa é baixo.

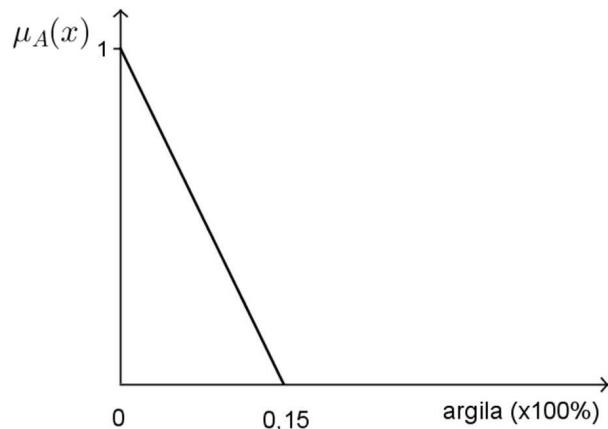


Figura 3.1: Gráfico da função de pertinência do conjunto *fuzzy* Textura Arenosa, considerado no exemplo da seção.

3.2 Operações com conjuntos *fuzzy*

Algumas operações básicas com conjuntos *fuzzy*, como união, interseção e complementação, devem ser bem entendidas, posto que serão recorrentes no desenvolvimento da teoria *fuzzy*. Existem diferentes formas de se definir estas operações. As definições apresentadas a seguir são as formas clássicas de se definir estas operações, propostas por Zadeh (1965). O leitor que desejar aprofundar os conhecimentos de lógica *fuzzy* pode consultar o texto de Barros e Bassanezi (2010).

Sejam A e B dois subconjuntos *fuzzy* de U , com funções de pertinência representadas por μ_A e μ_B , respectivamente.

Definição 3.2. A *união* entre A e B é o subconjunto *fuzzy* de U cuja função de pertinência é dada por

$$\mu_{(A \cup B)}(x) = \max \{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, x \in U.$$

Definição 3.3. A *interseção* entre A e B é o subconjunto *fuzzy* de U cuja função de pertinência é dada por

$$\mu_{(A \cap B)}(x) = \min \{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, x \in U.$$

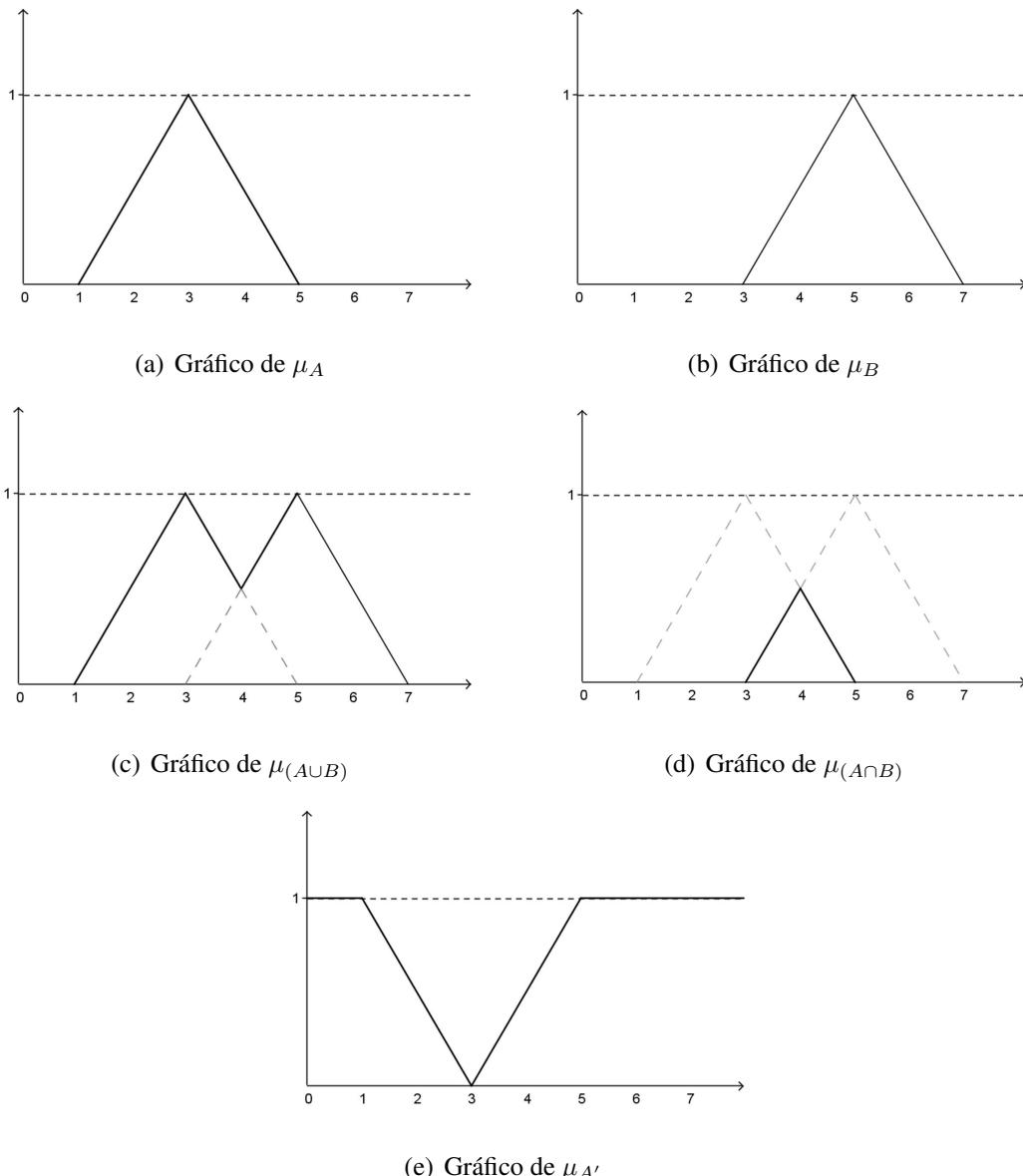


Figura 3.2: Ilustração de operações básicas com conjuntos fuzzy

Definição 3.4. O **complementar** de A é o subconjunto fuzzy A' de U , cuja função de pertinência é dada por

$$\mu_{A'}(x) = 1 - \mu_A(x), x \in U.$$

A figura 3.2 ilustra as definições clássicas para as operações de união, interseção e complementar de conjuntos fuzzy.

Definição 3.5. Seja F um subconjunto fuzzy de U e $\alpha \in [0, 1]$. O **α -corte** de F é o subconjunto clássico de U definido por

$$[F]^\alpha = \{x \in U : \mu_F(x) \geq \alpha\}$$

para $0 < \alpha \leq 1$.

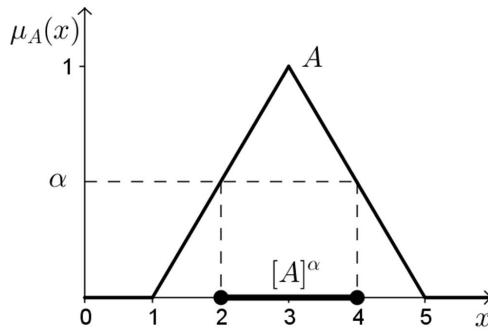


Figura 3.3: Ilustração de alfa-corte. Neste caso o alfa-corte é composto pelo intervalo [2,4].

Definição 3.6. Um subconjunto fuzzy A é dito **normal** se todos os seus α -cortes forem não vazios.

3.3 Números Fuzzy

Em diversas situações do cotidiano, principalmente em processos de modelagem, a tomada de medidas, ou parâmetros, envolvem informações imprecisas sobre valores numéricos. Tal como na medida da umidade de um solo, em que erros de precisão provenientes dos instrumentos de medida, falha humana, dentre diversos outros fatores, podem afetar o resultado do parâmetro.

O que acontece na maioria das vezes é a decisão por tomar um valor “preciso” para o parâmetro, ao invés de um valor em torno dele.

Por exemplo, se após um experimento foi verificado que a umidade volumétrica de um solo é $0,235 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, seria razoável considerar um valor em torno deste, considerando falhas nas medições. Para estas considerações, a lógica fuzzy lida de maneira eficaz através dos números fuzzy, que são um caso particular de um conjunto fuzzy.

Definição 3.7. Um subconjunto fuzzy A é chamado de **número fuzzy** quando o conjunto universo no qual μ_A está definida, é o conjunto dos números reais \mathbb{R} e satisfaz às condições:

- todos os α -cortes de A são não vazios, com $\alpha \in [0, 1]$;
- todos os α -cortes de A são intervalos fechados de \mathbb{R} ;
- $\text{supp}A = \{x \in \mathbb{R} : \mu_A(x) > 0\}$ é limitado.

De outra forma, podemos definir um número fuzzy como um subconjunto fuzzy normal e convexo. A convexidade, neste caso, implica que o gráfico da função de pertinência do

subconjunto *fuzzy* tenha uma parte crescente e outra decrescente e, algumas vezes, alguma parte plana (MCBRATNEY & ODEH, 1997).

Os números *fuzzy* mais comuns são os triangulares, trapezoidais e em forma de sino.

Um número *fuzzy triangular* é definido por uma tripla $(a; u; b)$ em que a e b são os limites inferior e superior, respectivamente, do intervalo $[a, b]$ e u é o valor do intervalo $[a, b]$ que possui grau 1 pela função de pertinência, cuja forma é

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{u-a} & \text{se } a < x \leq u \\ \frac{x-b}{u-b} & \text{se } u < x \leq b \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (3.2)$$

A figura 3.4 ilustra um número *fuzzy triangular*.

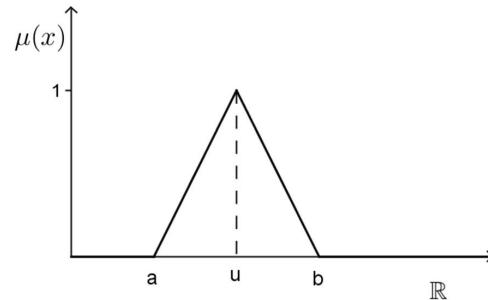


Figura 3.4: Gráfico de número *fuzzy triangular*

Um número *fuzzy trapezoidal* é definido por uma quádrupla $(a; b; c; d)$ em que a e d são, respectivamente, os limites inferior e superior do intervalo $[a, d]$ com grau 0 na função de pertinência, e b e c são, respectivamente, os limites inferior e superior do intervalo $[b, c]$ que possui grau 1 na função pertinência. A função de pertinência de um número *fuzzy trapezoidal* tem a forma

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{se } a \leq x < b \\ 1 & \text{se } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{se } c < x \leq d \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (3.3)$$

A figura 3.5 ilustra um número *fuzzy trapezoidal*.

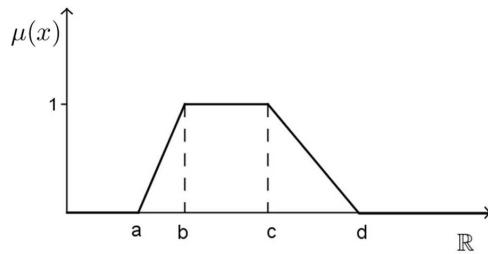


Figura 3.5: Gráfico de número *fuzzy* trapezoidal.

Um número *fuzzy* tem *forma de sino* se sua função de pertinência for suave e simétrica em relação a um número real u . Sua função de pertinência (equação 3.4) possui diferentes formas sendo uma delas citada por Barros e Bassanezi (2010) com as entradas u , a e δ , sendo u o valor central do intervalo (média) que possui grau de pertinência 1, a o valor que define a amplitude de abertura da forma de sino da função (desvio-padrão) e δ o valor que define as limitações do intervalo, conforme indicado na figura 3.6.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} e^{-\left(\frac{x-u}{a}\right)^2} & \text{se } u - \delta \leq x \leq u + \delta \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} . \quad (3.4)$$

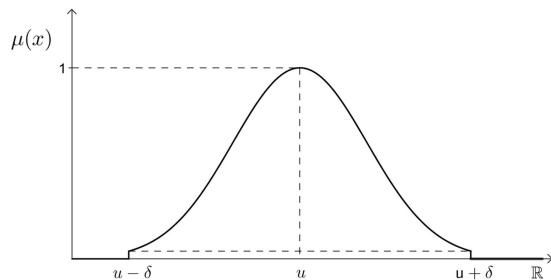


Figura 3.6: Gráfico de número *fuzzy* em forma de sino.

A escolha do número *fuzzy* a ser utilizado na modelagem depende das condições que se quer propor sobre a variável. Apesar de existirem diferentes números *fuzzy* para representação de uma variável, os mais utilizados são os números *fuzzy* triangular e trapezoidal, pela simplicidade de suas funções de pertinência e modelagem computacional. Pedrycz (1994) cita que algumas características destes números *fuzzy* que justificam seu uso na modelagem são a sua informação satisfatória acerca do termo linguístico e a sua distribuição linear sobre o domínio da variável.

3.4 Relações Fuzzy e operadores lógicos

Assim como na lógica clássica, na lógica *fuzzy* pode-se modelar a interação entre elementos de conjuntos diversos. Estas interações são as chamadas relações. Enquanto uma relação na lógica clássica indica se há ou não alguma associação entre os objetos considerados, na lógica *fuzzy* uma relação indica também qual o grau desta associação.

Definição 3.8. *Uma relação clássica \mathcal{R} sobre $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ é qualquer subconjunto clássico de $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$.*

Em particular, a relação \mathcal{R} pode ser representada por sua função característica

$$\chi_{\mathcal{R}} : U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \rightarrow \{0, 1\},$$

definida por

$$\chi_{\mathcal{R}}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{cases} 1 & \text{se } (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathcal{R} \\ 0 & \text{se } (x_1, x_2, \dots, x_n) \notin \mathcal{R} \end{cases}.$$

Definição 3.9. *Uma relação fuzzy sobre $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ é qualquer subconjunto fuzzy de $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$.*

Portanto, uma relação *fuzzy* \mathcal{R} é definida por uma função de pertinência

$$\mu_{\mathcal{R}} : U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n \rightarrow [0, 1].$$

Esta operação se assemelha à interseção de conjuntos *fuzzy*, com a diferença de que na interseção os conjuntos são de um mesmo universo enquanto que no produto cartesiano eles podem ser de universos diferentes. Como exemplo, pode-se fazer o produto cartesiano (relação *fuzzy*) entre conjuntos *fuzzy* para determinadas classes de textura do solo e de potencial matricial, que são de universos distintos.

Definição 3.10. *O produto cartesiano fuzzy dos subconjuntos A_1, A_2, \dots, A_n de U_1, U_2, \dots, U_n , respectivamente, é a relação fuzzy $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ cuja função de pertinência é dada por*

$$\mu_{A_1, A_2, \dots, A_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = \min \{\mu_{A_1(x_1)}, \mu_{A_2(x_2)}, \dots, \mu_{A_n(x_n)}\}.$$

As sentenças utilizadas pela lógica normalmente são acompanhadas de conectivos lógicos como *e*, *ou*, *não* e *implicação*. Como exemplo pode ser tomada a seguinte sentença:

Textura do solo argilosa **e** tensão de sucção baixa \Rightarrow Umidade do solo alta,

que usa os conectivos *e*, que relacionam as proposições, e *implicação*, indicado pela seta \Rightarrow , para indicar a conclusão das proposições.

Para a lógica clássica, uma sentença verdadeira possui valor lógico igual a **1**, enquanto uma sentença falsa possui valor lógico igual a **0**. Tomando duas proposições p e q e observando os valores das tabelas verdades para os conectivos citados, podemos associar operadores matemáticos que correlacionam esses conectivos.

Conectivo e: Representado pelo símbolo \wedge , sua tabela verdade indica a utilização do operador *mínimo*.

Tabela 3.1: Tabela verdade para conectivo \wedge .

p	q	$p \wedge q$
1	1	1
1	0	0
0	1	0
0	0	0

Logo, o operador \wedge pode ser definido por

$$\wedge : \{0, 1\} \times \{0, 1\} \rightarrow \{0, 1\}$$

$$p \wedge q = \min \{p, q\}.$$

Conectivo ou: Representado pelo símbolo \vee , sua tabela verdade indica a utilização do operador *máximo*.

Tabela 3.2: Tabela verdade para conectivo \vee .

p	q	$p \wedge q$
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

Logo, o operador \vee pode ser definido por

$$\vee : \{0, 1\} \times \{0, 1\} \rightarrow \{0, 1\}$$

$$p \vee q = \max \{p, q\}.$$

Conejativo negação: Representado pelo símbolo \neg , esse operador é unário:

$$\neg : \{0, 1\} \rightarrow \{0, 1\}$$

$$p \rightarrow \neg p,$$

sendo $\neg 1 = 0$ e $\neg 0 = 1$.

Tabela 3.3: Tabela verdade para conectivo \neg .

p	$\neg p$
1	0
0	1

Este operador pode ser representado por: $\neg p = 1 - p$.

Conejativo implicação: Representado pelo símbolo \Rightarrow , é um operador binário, assim como os conectivos \wedge e \vee .

$$\Rightarrow : \{0, 1\} \times \{0, 1\} \rightarrow \{0, 1\}$$

$$(p, q) \mapsto (p \Rightarrow q).$$

Tabela 3.4: Tabela verdade para conectivo \Rightarrow .

p	q	$p \Rightarrow q$
1	1	1
1	0	0
0	1	1
0	0	1

É possível representar o conectivo \Rightarrow através de três fórmulas diferentes, utilizando os conectivos anteriores, sendo a mais simples dada por

$$(p \Rightarrow q) = (\neg p) \vee q.$$

Avaliando agora a lógica *fuzzy*, os valores lógicos assumidos por uma variável estão contidos no intervalo $[0, 1]$. Por isto, os conectivos vistos anteriormente devem ser estendidos, de forma a contemplar esta característica da lógica *fuzzy*. Estas extensões são obtidas pelas normas e conormas, definidas a seguir.

Definição 3.11. *O operador $\Delta : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, $\Delta(x, y) = x\Delta y$, é uma t-norma se satisfaç às condições:*

1. $1\Delta x = x$ e $0\Delta x = 0$;
2. $x\Delta y = y\Delta x$;
3. $x\Delta(y\Delta z) = (x\Delta y)\Delta z$;
4. se $x \leq u$ e $y \leq w$, então $x\Delta y \leq u\Delta w$.

A operação t-norma faz a extensão ao operador \wedge para o conectivo “e”.

Definição 3.12. *O operador $\nabla : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, $\nabla(x, y) = x\nabla y$, é uma t-conorma se satisfaç as condições:*

1. $0\nabla x = x$ e $1\nabla x = 1$;
2. $x\nabla y = y\nabla x$;
3. $x\nabla(y\nabla z) = (x\nabla y)\nabla z$;
4. se $x \leq u$ e $y \leq w$, então $x\nabla y \leq u\nabla w$.

A operação t-conorma faz a extensão ao operador \vee para o conectivo “ou”.

Definição 3.13. *O operador $\eta : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, é uma negação se satisfaç as condições:*

1. $\eta(0) = 1$ e $\eta(1) = 0$;
2. $\eta(\eta(x)) = x$;
3. η é descrecente.

Como exemplo, pode ser considerado $\eta(x) = 1 - x$.

Definição 3.14. *Um operador $\Rightarrow : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ é uma implicação fuzzy se satisfaç as condições:*

1. reproduz a tabela da implicação clássica;
2. é decrescente na primeira variável, isto é, se $a \geq b$ então $(a \Rightarrow x) \leq (b \Rightarrow x)$, para cada $x \in [0, 1]$;
3. é crescente na segunda variável, isto é, se $a \geq b$ então tem-se $(x \Rightarrow a) \geq (x \Rightarrow b)$, para cada $x \in [0, 1]$.

Como exemplo de implicação fuzzy pode ser citada a implicação de Gödel (BARROS e BASSANEZI, 2010), definida pela equação abaixo:

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

3.5 Sistema de Inferência Fuzzy

Tomar decisões no mundo real normalmente requer uma sequência de ações a partir do conhecimento de informações que são, muitas vezes, imprecisas. As informações são processadas por um indivíduo que as interpreta segundo seus parâmetros e, em seguida, toma as atitudes necessárias.

Todo o processo de receber as informações até a decisão das atitudes segue uma sequência de ordens linguísticas, que são traduzidas por um conjunto de regras que fazem com que o sistema de inferência tome a decisão correta do que fazer ou responder.

Por exemplo, se tomarmos um conjunto de variáveis que influem no resultado da umidade de um solo, como textura e potencial matricial (em valor absoluto), e essas variáveis linguísticas estão sujeitas às condições de: umidade do solo ser baixa, média ou alta; textura do solo ser arenosa ou argilosa; e potencial matricial ser baixo ou alto. Sabemos que quanto mais argiloso for o solo, mais umidade este solo reterá, do mesmo modo que quanto menor for o potencial matricial (em magnitude), maior será a umidade neste solo. Assim, entrando com as informações de textura arenosa e potencial matricial alto, o resultado óbvio pela decisão do controlador, que neste caso poderia ser um pesquisador da área ou conhecedor das regras envolvidas no fenômeno, seria umidade do solo baixa.

Segundo Barros e Bassanezi (2010), “(...) uma tentativa de reproduzir a estratégia de um controlador humano, na execução de suas tarefas, é dada pelos controladores fuzzy”. Um controlador fuzzy ou um sistema de inferência fuzzy são casos típicos de um Sistema Baseado

em Regras *Fuzzy* (SBRF), ou seja, um sistema que interpreta informações *fuzzy* através da lógica *fuzzy* para produzir uma resposta.

Assim como no exemplo dado acima, os sistemas de inferência *fuzzy* realizam suas tarefas por meio de termos linguísticos, na forma de conjuntos *fuzzy*, que são utilizados para transcrever a base de conhecimentos por meio de um conjunto de regras, denominado base de regras *fuzzy* (BARROS e BASSANEZI, 2010).

Um sistema de inferência *fuzzy* é constituído dos seguintes módulos, representados no esquema da figura 3.7,

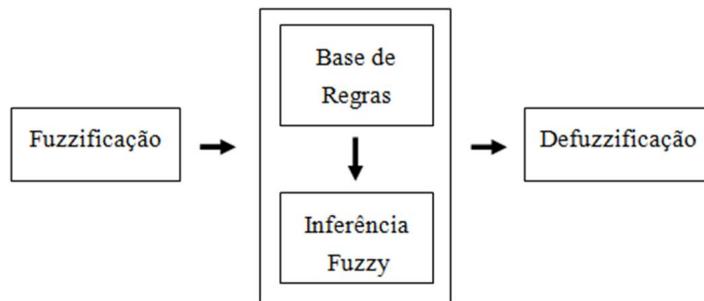


Figura 3.7: Esquema geral de sistema de inferência *fuzzy*

3.5.1 Módulo de *fuzzificação*

Nesta etapa, as variáveis de entrada e saída do sistema são modeladas por conjuntos (ou números) *fuzzy*. A decisão das funções de pertinência a serem utilizadas para cada variável linguística é realizada neste momento, fazendo-se necessário a ajuda de um especialista da área para a correta modelagem das entradas do sistema. Cada conjunto *fuzzy* de cada variável de entrada é representado por um termo lingüístico, como baixo, médio, alto, e outros mais.

3.5.2 Módulo da base de regras

Nesta etapa, o sistema de inferência *fuzzy* interpreta as entradas do sistema por meio de um conjunto de regras da forma

Se estado Então resposta,

também chamada de proposição, em que estado representa a combinação dos valores das variáveis de entrada, e resposta o valor da variável de saída, todos representados por conjuntos *fuzzy*.

3.5.3 Módulo de inferência fuzzy

Nesta etapa cada proposição *fuzzy* é tratada com as ferramentas da lógica *fuzzy*, ou seja, aqui se definem os conectivos lógicos (t-normas e t-conormas) usados para estabelecer a relação *fuzzy* que modela a base de regras. Para Amendola, Souza e Barros (2005), “(...) é deste módulo que depende o sucesso do sistema *fuzzy* já que ele fornecerá a saída *fuzzy* a ser adotada pelo controlador a partir de cada entrada *fuzzy*”. Dentre os métodos de inferência *fuzzy*, os mais comuns na literatura são o método de *Mamdani* e o método de *Takagi-Sugeno-Kang* (TSK).

Aqui, será utilizado o método de *Mamdani*, detalhado no capítulo 4.

3.5.3.1 Módulo de *Defuzzificação*

As saídas de um sistema de inferência *fuzzy* são compostas de conjuntos *fuzzy*, definidos pelas variáveis de saída modeladas na etapa de fuzzificação e modificadas no módulo de inferência *fuzzy*. Nesta etapa do controlador, o resultado *fuzzy* é transformado em um número real, em contexto semelhante ao que ocorre na teoria estocástica, quando se usa a esperança matemática para indicar um valor que melhor represente uma variável aleatória. Existem, na literatura, diferentes métodos de defuzzificação que podem ser adotados, tais como o método do Centro de Gravidade, método do Centro dos Máximos e o método da Média dos Máximos (BARROS e BASSANEZI, 2010). Neste trabalho, será adotado o primeiro método citado, descrito em detalhes no capítulo 4.

No capítulo 4 será descrito todo o processo de modelagem de um sistema de inferência *fuzzy* para estimativa da umidade de um solo de acordo com as entradas de textura do solo, potencial matricial e matéria orgânica do solo.

4 *Material e Métodos*

4.1 Região dos dados de solo analisados

A província petrolífera de Urucu, no Amazonas, é região de exploração de petróleo e gás pela Petrobras desde 1988. A unidade, denominada Base de Operações Geólogo Pedro Moura (UN-BSOL), está situada no município de Coari, a 650 km de Manaus. Parte desta província, onde se concentram três poços de extração, possui uma área de aproximadamente 50.000 hectares. A área é coberta por Floresta Ombrófila Densa, ou seja, região de temperaturas altas com alto índice de precipitação bem distribuído durante o ano e densa vegetação.

O estudo realizado em Petrobras (2010) abrangeu uma região de 6.800 hectares dentro da Província estrutural Amazônica, em que se localizam as jazidas, áreas de empréstimos, estradas, dutos e respectivos entornos. Esta região é composta por grande área sedimentar, compartimentada por altos do embasamento em três bacias conhecidas como do Acre, Solimões e Amazonas.

A construção do modelo deste trabalho teve como base os dados de solo da região citada, levantados em Petrobras (2010). A escolha desta região se deu pelo fato de o orientador deste trabalho, Prof. Dr. Marcos Bacis Ceddia, ser o coordenador do “Projeto Erosão Hídrica em Solos Amazônicos”, publicado em Petrobras (2010), em convênio entre a empresa Petrobras SA, a UFRRJ e a FAPUR (Fundação de Apoio à Pesquisa Científica e Tecnológica da UFRRJ). O projeto busca um levantamento detalhado de solos da região amazônica para compreender os processos erosivos na mesma. A utilização dos dados foi autorizada em proveito da construção de um modelo que, futuramente, possa auxiliar estudos de fluxo de água em solos da Amazônia central. Estes estudos serão facilitados pelo fato de diminuir a quantidade de dados coletados, sendo necessária apenas a verificação da textura do solo e quantidade de matéria orgânica para estimar a retenção de água pelo solo, reduzindo custos e tempo de análise dos dados.

4.2 Características dos dados de solos analisados

Dos 121 perfis descritos em Petrobras (2010) apenas 44 perfis tiveram sua curva característica de umidade determinada, visto que o processo de coleta de amostras e análise é muito demorado. A escolha destes 44 perfis foi justificada pela análise de perfis que representassem os diferentes padrões de solos da região. Destes, foram selecionados 42 perfis para análise e construção do modelo, resultando em um total de 231 horizontes de solo. A exclusão de dois perfis, reduzindo de 44 para 42 perfis analisados, ocorreu devido a um dos perfis não apresentar dados completos de textura e o outro não apresentar dados necessários para definir a umidade volumétrica em unidade de *atm*. As variáveis analisadas foram textura do solo, quantidade de matéria orgânica (g/kg) e umidade volumétrica do solo (cm^3/cm^3).

Dos 231 horizontes tomados para análise inicial, 26,8% se encaixavam na classe textural arenosa (até 15% de argila), 49,8% se encaixavam na classe textural média (15% a 35% de argila), 22,9% na classe textural argilosa (de 35% a 60% de argila), e apenas um horizonte na classe textural muito argilosa (mais de 60% de argila), porém com apenas 60,9% de argila em sua composição. Por este motivo, a classe textural muito argilosa não é considerada na modelagem.

Analizando, separadamente, os horizontes superficiais (A, AB e AC) e os não superficiais (B, C e suas combinações), verificou-se que, como esperado, os horizontes superficiais continham maior quantidade de matéria orgânica do que os não superficiais. O maior valor de quantidade de matéria orgânica dos horizontes não superficiais foi de 14,1 g/kg (o que representa 1,41% da fração sólida), porém com uma média de 4,6 g/kg (0,46%) e variância de 4,5 g/kg (0,45%). O histograma de distribuição do teor de matéria orgânica dos horizontes não superficiais está indicado na figura 4.1. Já para os horizontes superficiais, os valores variam de 3 g/kg (0,3%) a 60,3 g/kg (6,03%), com mediana 10,85 g/kg e variância de 55,4 g/kg. Esta alta variância ocorre devido ao valor máximo verificado. Este valor está 30,7 g/kg maior que o segundo valor de matéria orgânica mais alto, 29,6 g/kg. Por este motivo, como será visto mais a frente, o valor de 60,3 g/kg foi desconsiderado na modelagem.

Como o objetivo deste trabalho é verificar a influência da matéria orgânica na estimativa de retenção de umidade do solo, e os horizontes que, pelos processos físico-químicos, conseguem acumular um teor mais alto de matéria orgânica são os superficiais, a análise deste trabalho para construção do controlador levou em conta somente os horizontes de classificação A, AB ou AC (verificar anexo A).

O total de horizontes superficiais para análise foi de 80 horizontes. Destes, 37 horizontes são

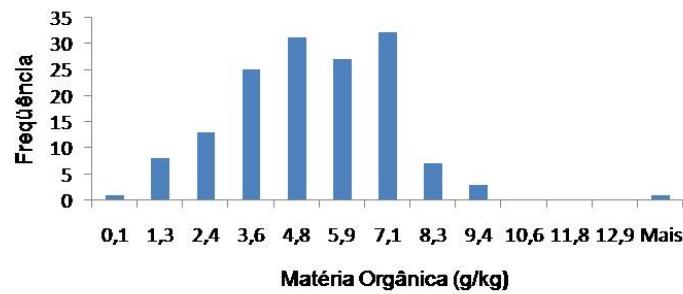


Figura 4.1: Distribuição de frequência dos dados de matéria orgânica dos horizontes não superficiais do dados coletados em Petrobras (2010).

da classe textural arenosa, 41 são da classe textural média e apenas 2 da classe textural argilosa. Esta quantidade baixa de horizontes com classe textural argilosa prejudica as conclusões para esta classe. Porém, como a argila possui alta área específica e apresenta carga superficial (REICHARDT e TIMM, 2004; CEDDIA, 2013), o papel da argila na retenção de água no solo é semelhante ao da matéria orgânica. Logo, isto não prejudica as conclusões sobre a influência da matéria orgânica na retenção de água no solo.

4.3 Características do modelo

Para construção do sistema de inferência *fuzzy* (figura 4.2), as variáveis envolvidas foram analisadas estatisticamente, segundo sua distribuição, para a definição dos conjuntos *fuzzy* e termos linguísticos representativos. A construção desses conjuntos, bem como a elaboração das regras do sistema de inferência, são descritas a seguir.

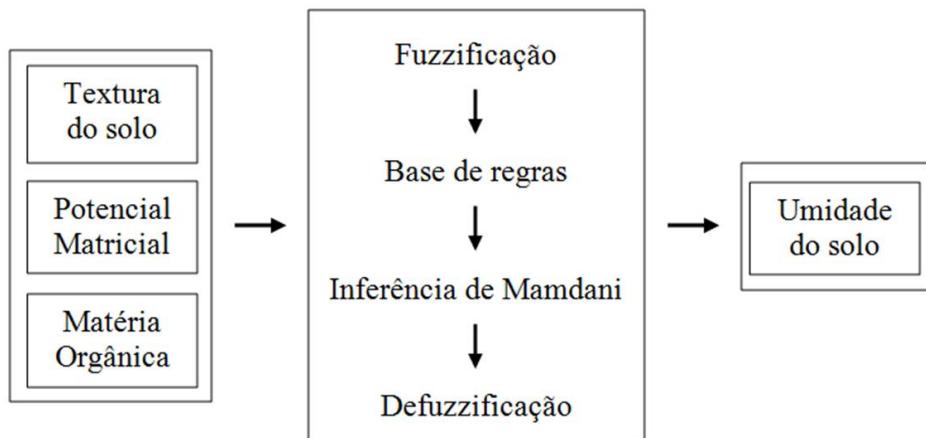


Figura 4.2: Arquitetura do controlador para estimar umidade volumétrica do solo (cm^3/cm^3) segundo entradas de textura (percentual de argila em decimal), potencial matricial (em atm) e quantidade de matéria orgânica (em g/kg).

4.3.1 Fuzzificação

4.3.1.1 Textura

Conforme visto no capítulo 2, seção 2.1, Embrapa (2006) sugere a junção de grupos de textura formando novas classes texturais. Essas classes podem levar em conta apenas o teor de argila presente na fração sólida, visto que a argila é a fração granulométrica que possui mais características favoráveis a retenção de água se comparada com as frações de areia e silte.

Deste modo, a textura foi considerada com três intervalos abrangendo as classes arenosa, média e argilosa (tabela 4.1), cada uma delas como um conjunto *fuzzy* do tipo *fuzzy* triangular (figura 4.3). A interseção entre os intervalos de classe foi considerada conforme Belleza (2014), pois um dos objetivos é poder comparar os novos resultados. Essa interseção é conveniente para as incertezas do parâmetro, já que considera intervalos de transição entre as faixas de textura. Do contrário, valores de textura que estivessem exatamente no ponto de transição entre os números *fuzzy* teriam valor nulo na função grau de pertinência, e isto leva a uma não influência destes valores de textura no modelo.

Como foi observado somente um horizonte de classe muito argilosa (mais de 60% de argila), o intervalo de textura considerado foi de 0 a 0,6 ($\times 100\%$ de argila).

Tabela 4.1: Representações dos conjuntos *fuzzy* para as classes de textura consideradas no sistema de inferência.

Textura do solo	Conjunto <i>Fuzzy</i>
Arenosa (T1)	[0; 0; 0,20]
Média (T2)	[0,15; 0,25; 0,35]
Argilosa (T3)	[0,30; 0,60; 0,60]

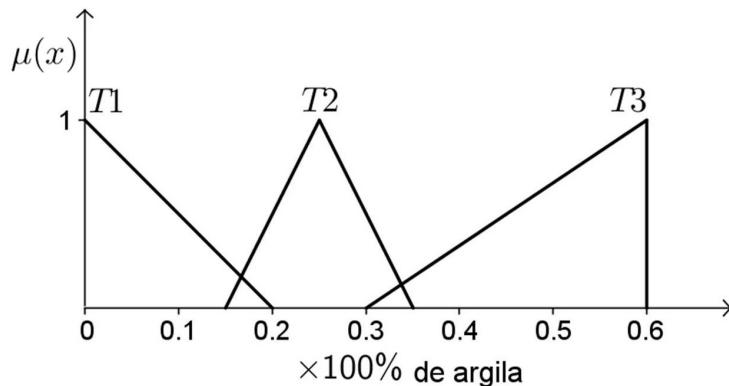


Figura 4.3: Funções de pertinência da variável *textura do solo*, de acordo com os parâmetros de número *fuzzy* triangular da tabela 4.1

4.3.1.2 Potencial Matricial

Como foi visto no capítulo 2, o potencial matricial, força responsável por reter a umidade no solo, possui valor negativo. Neste trabalho é utilizado o termo potencial matricial para o seu valor absoluto, como ocorre em diferentes trabalhos relacionados. Seu valor normalmente utilizado considera o intervalo de 0 a 15 atm. Em particular, a umidade é calculada nos valores de potenciais com medidas: 0, 0,1, 0,3, 0,6, 1, 3, 4, 5 e 15 atm. Belleza (2014) considera 7 intervalos de números *fuzzy* triangulares para esta variável, definidos sob o aconselhamento de um especialista da área, Prof. Dr. Marcos Bacis Ceddia, do departamento de Solos do Instituto de Agronomia da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro. Esta divisão leva em conta construir uma quantidade mínima de conjuntos *fuzzy* que contenham cada um dos valores de potencial normalmente utilizados em física do solo, já citados neste parágrafo.

Neste trabalho, foram considerados 7 conjuntos *fuzzy*, sendo 6 do tipo triangular, compatíveis com os primeiros 6 intervalos observados em Belleza (2014) e 1 do tipo trapezoidal (figura 4.4 e tabela 4.2), em substituição ao último intervalo triangular do trabalho citado. Esta modificação pretendeu diminuir a amplitude deste último intervalo, considerando um grau 1 de pertinência aos valores de potencial matricial a partir de 7 atm. Cabe ressaltar que o intervalo de maior importância para este trabalho vai de 0 a 5 atm. Portanto, para valores maiores que 5 atm é sugerido aumentar o número de intervalos de classe desta variável.

Tabela 4.2: Representações dos conjuntos *fuzzy* para as classes de potencial matricial consideradas no sistema de inferência.

Potencial Matricial	Conjunto <i>Fuzzy</i>
Baixíssimo (PM1)	[0; 0; 0,1]
Muito Baixo (PM2)	[0,05; 0,2; 0,3]
Baixo (PM3)	[0,2; 0,4; 0,5]
Médio Baixo (PM4)	[0,4; 0,75; 1]
Médio Alto (PM5)	[0,75; 2; 3]
Alto (PM6)	[2; 4; 5]
Muito Alto (PM7)	[4; 7; 15; 15]

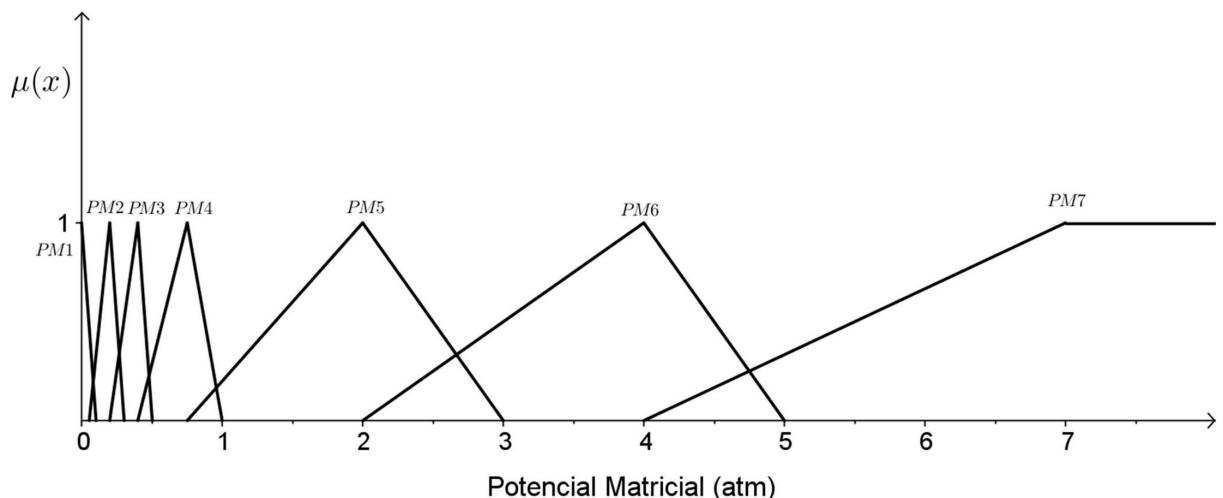


Figura 4.4: Funções de pertinência da variável *potencial matricial*, de acordo com os parâmetros de número *fuzzy* triangular e trapezoidal da tabela 4.2

4.3.1.3 Matéria orgânica

Para a variável matéria orgânica foram considerados 4 conjuntos *fuzzy* do tipo triangular, denotados na tabela 4.3 e no gráfico das suas funções de pertinência (figura 4.5). Para considerar esta divisão, a análise, descrita a seguir, foi feita sobre os dados de matéria orgânica dos horizontes superficiais considerados, organizados segundo sua distribuição de valores e a opinião do especialista consultado.

Definidas 4 faixas de maior concentração de valores de matéria orgânica, foram verificados os desvios padrão e a moda dos dados amostrais de cada intervalo para formação dos conjuntos *fuzzy*. O valor da moda, em cada intervalo, representa o valor que possui grau 1 na função grau de pertinência. Os limites inferior e superior de cada intervalo foram modificados de acordo com os seus desvios padrão da seguinte forma:

- O limite inferior é diminuído do valor do desvio padrão do intervalo, desde que não resulte em número menor ao valor que possui grau 1 na função grau de pertinência do número *fuzzy* exatamente anterior, se houver. Caso contrário, o limite inferior do conjunto *fuzzy* passa a ser este valor.
- O limite superior é acrescido do valor do desvio padrão do intervalo, desde que não resulte em número maior ao valor que possui grau 1 na função grau de pertinência do número *fuzzy* exatamente posterior, se houver. Caso contrário, o limite superior do conjunto *fuzzy* passa a ser este valor.

Esta modificação dos limites dos intervalos permitiu a formação de interseção entre os intervalos adjacentes, convenientes à subjetividade da transição entre as classes de teor de matéria orgânica.

Com o intuito de não comprometer a análise estatística dos dados de matéria orgânica, foi necessário remover o valor do perfil P065-A, pois o seu teor de matéria orgânica se distanciava de modo significativo dos outros dados amostrais. Dos dados amostrais, cerca de 56% se encaixam na classe de matéria orgânica baixa, 52% na classe média baixa, 18% na classe média e 16% na classe alta.

Tabela 4.3: Representações dos conjuntos *fuzzy* para as classes de matéria orgânica consideradas no sistema de inferência.

Matéria Orgânica	Nº Fuzzy
Baixa (MO1)	[3; 7,8; 11,2]
Média baixa (MO2)	[8,97; 11,2; 17,33]
Média (MO3)	[14,68; 18; 20,92]
Alta (MO4)	[18,65; 21,1; 29,6]

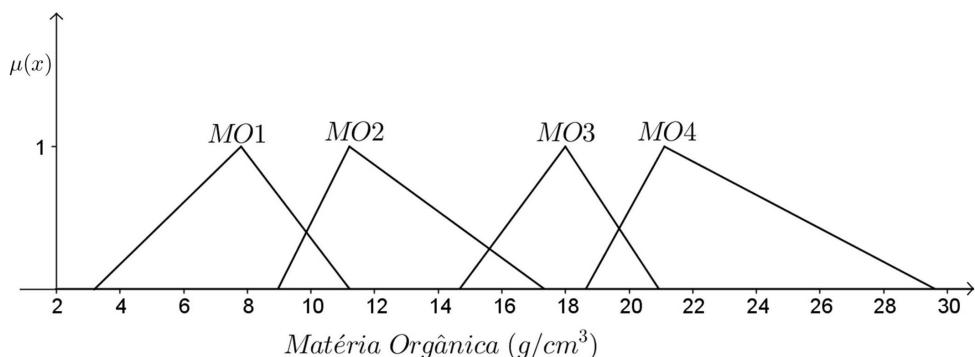


Figura 4.5: Funções de pertinência da variável *matéria orgânica*, de acordo com os parâmetros de número *fuzzy* triangular da tabela 4.3

4.3.1.4 Umidade do solo

Para *fuzzificação* da variável umidade volumétrica do solo, foram considerados os dados de umidade observados para os horizontes analisados. Os dados de umidade foram divididos em 7 intervalos de acordo com os dados amostrais de ocorrência. Cada intervalo foi analisado de forma semelhante à feita na variável matéria orgânica. Novamente, o desvio padrão de cada intervalo permitiu uma modificação nos limites inferior e superior, e a moda de cada intervalo, considerando arredondamentos de até 3 casas decimais, definiu os valores com grau 1 na função grau de pertinência.

Os intervalos dos conjuntos *fuzzy*, bem como os termos linguísticos considerados, podem ser verificados na tabela 4.4 e as funções de pertinência constam no gráfico 4.6.

Tabela 4.4: Representações dos números *fuzzy* para as classes de umidade volumétrica do solo consideradas no controlador.

Umidade do solo	Conjunto <i>Fuzzy</i>
Baixa (U1)	[0,12; 0,18; 0,21]
Média Baixa (U2)	[0,183; 0,215; 0,246]
Média (U3)	[0,219; 0,272; 0,312]
Média Alta (U4)	[0,273; 0,319; 0,395]
Alta (U5)	[0,358; 0,41; 0,45]
Muito Alta (U6)	[0,41; 0,488; 0,51]
Altíssima (U7)	[0,49; 0,529; 0,588]

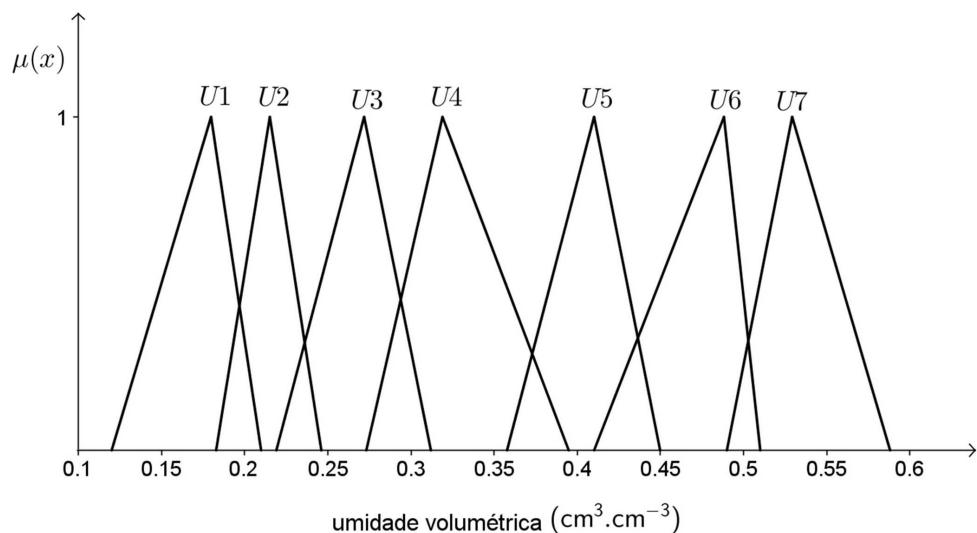


Figura 4.6: Funções de pertinência da variável *umidade do solo*, de acordo com os parâmetros de número *fuzzy* triangular da tabela 4.4

4.3.2 Base de regras

Para a construção da base de regras, do tipo *Se...Então*, do sistema de inferência *fuzzy*, foram analisadas as umidades observadas nos dados para cada proposição considerada.

Por exemplo, para a proposição:

Se textura é arenosa *e* Potencial Matricial é baixo *e* Matéria Orgânica é baixa **Então** Umidade do solo é Alta,

a obtenção da resposta “*Umidade do solo é Alta*” foi feita de acordo com observação do espaço amostral de umidade para os horizontes que se encaixam neste perfil: textura arenosa,

potencial matricial baixo e matéria orgânica baixa. Como a maioria dos valores observados nos dados amostrais de umidade se encaixa no intervalo de umidade alta, a saída é considerada sendo deste tipo.

A tabela 4.5 indica as regras formuladas para o controlador *fuzzy*.

Tabela 4.5: Base de regras para o sistema de inferência *fuzzy* de estimativa de umidade do solo.

Textura		T1				T2				T3			
Mat. Org.		MO1	MO2	MO3	MO4	MO1	MO2	MO3	MO4	MO1	MO2	MO3	MO4
Pot. Matricial	P1	U6	U6	U7	U7	U6	U6	U7	U7	U6	U6	U7	U7
	P2	U5	U5	U6	U5	U5	U5	U5	U6	U5	U5	U6	U6
	P3	U4	U4	U5	U4	U4	U5	U4	U5	U5	U5	U5	U5
	P4	U4	U4	U5	U4	U4	U5	U4	U5	U4	U5	U5	U5
	P5	U1	U2	U3	U2	U3	U4	U2	U4	U3	U3	U4	U4
	P6	U1	U2	U3	U2	U3	U4	U2	U4	U3	U3	U4	U4
	P7	U1	U2	U3	U2	U3	U3	U2	U4	U3	U3	U3	U4

4.3.3 Inferência *Fuzzy*

Como método de inferência para o sistema de inferência *fuzzy* foi escolhido o Método de Inferência de Mamdani, por ser mais simples e intuitivo (BARROS e BASSANEZI, 2010). Este método é utilizado em diversos trabalhos relacionados (SOUZA, 2007; LIMA *et al.*, 2010; BELLEZA, 2014; AFONSO, NETTO e VASCONCELLOS, 2014). A inferência de Mamdani utilizada neste trabalho se baseia na composição max-min, conforme segue abaixo:

- Em cada R_j , da base de regras, a condicional “se x é A_j então u é B_j ” é modelada pela aplicação \wedge (mínimo);
- o conectivo lógico **e** é modelado pela t-norma \wedge (mínimo);
- o conectivo lógico **ou** é modelado pela t-conorma \vee (máximo).

Em outras palavras, aplicando uma certa entrada $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ no controlador *fuzzy*, uma ou mais regras são ativadas, indicando o conjunto *fuzzy* de saída indicado na base de regras. Primeiro é considerado qual destes valores de entrada possui menor valor na sua função de pertinência, digamos x_i , com valor de pertinência $\phi(x_i)$. A saída *fuzzy* em cada regra R_j , segundo Mamdani, será composta pelo conjunto *fuzzy* de saída com altura até $\phi(x_i)$. Caso ative mais de uma regra, será feita a união entre as saídas, pelo operador máximo. As figuras 4.7 e 4.8 ilustram este processo.

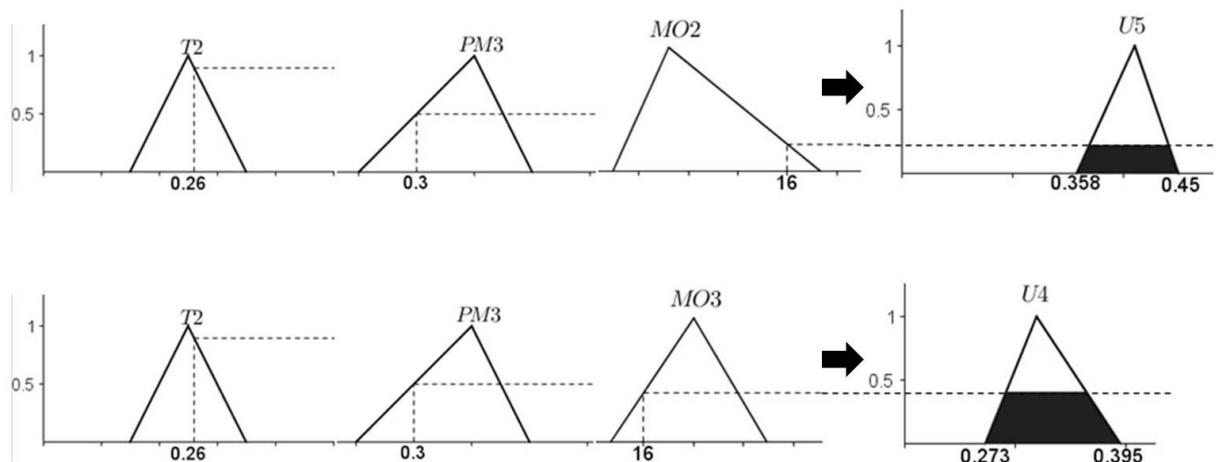


Figura 4.7: Inferência de Mamdani para entradas de textura com 26% de argila, potencial matricial de 0,3 atm e matéria orgânica com 16 g/kg. Observe que esta entrada ativa duas regras (R_{38} e R_{45}). Na primeira, o menor grau de pertinência pertence à matéria orgânica, gerando um subconjunto fuzzy de $U5$ na saída, conforme indicado. Da mesma forma ocorre na segunda regra.

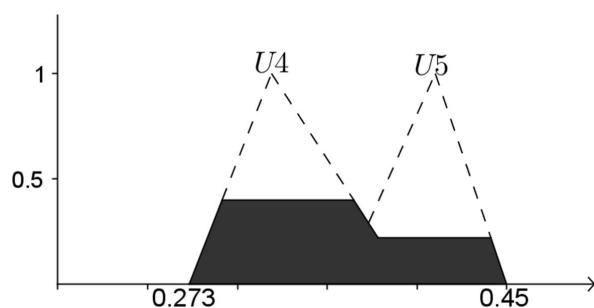


Figura 4.8: Da união das duas saídas ilustradas na figura 4.7 tem-se o subconjunto fuzzy de saída pela inferência de Mamdani

4.3.4 Defuzzificação

A saída gerada pela Inferência de Mamdani é um subconjunto *fuzzy*. Por fim, é preciso indicar qual valor real esta saída representa. O método de *defuzzificação* utilizado neste trabalho foi o Centro de Gravidade, ou Centro de Área, por ser o mais comumente utilizado. Neste método, o valor real é dado pela média das áreas de todas as figuras que representam os graus de pertinência de um subconjunto *fuzzy*, ou seja, é o valor real do domínio do subconjunto *fuzzy* que divide pela metade a área definida pelo gráfico desse subconjunto. Segundo Barros e Bassanezi (2010), “(...) este método é semelhante à média aritmética para uma distribuição de frequências de uma dada variável, com a diferença de que os pesos são os valores $\mu_A(u)$ ”, para todo u pertencente ao intervalo de definição do conjunto *fuzzy* A.

As equações 4.1 e 4.2 representam o valor do centro de gravidade para domínios discretos e contínuos, respectivamente.

$$G(A) = \frac{\sum_{i=0}^n u_i \mu_A(u_i)}{\sum_{i=0}^n \mu_A(u_i)}. \quad (4.1)$$

$$G(A) = \frac{\int_{\mathbb{R}} u \mu_A(u) du}{\int_{\mathbb{R}} \mu_A(u) du}. \quad (4.2)$$

A figura 4.9 ilustra esse método.

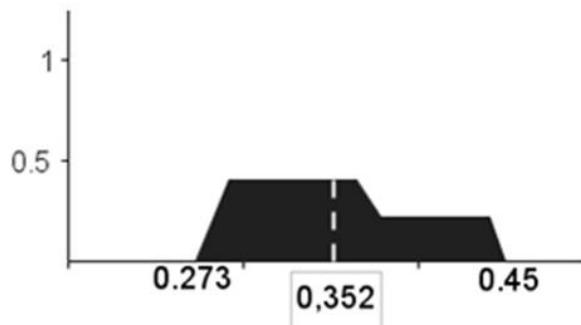


Figura 4.9: Pelo método do Centro de Gravidade, para o exemplo visto na figura 4.8, o valor real de saída de umidade será $0,352 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$

4.4 Utilização do software Matlab®

Toda a simulação computacional foi feita através do *Fuzzy Logic Toolbox*, disponibilizado no *software Matlab®*, utilizado em cooperação com o Prof. Dr. João Frederico C. de A. Meyer, DMA-Unicamp. Este *toolbox* dispõe de arquivos e funções que auxiliam o uso da teoria *fuzzy*.

Para utilização do *toolbox*, é necessário informar as variáveis de entrada e saída, definindo os seus intervalos com a escolha do conjunto *fuzzy* desejado para representar cada intervalo. Em seguida, opta-se pela inferência de Mamdani ou de TSK. A figura 4.10 indica a tela inicial deste *toolbox*, já com as definições de variáveis e inferência *fuzzy*.

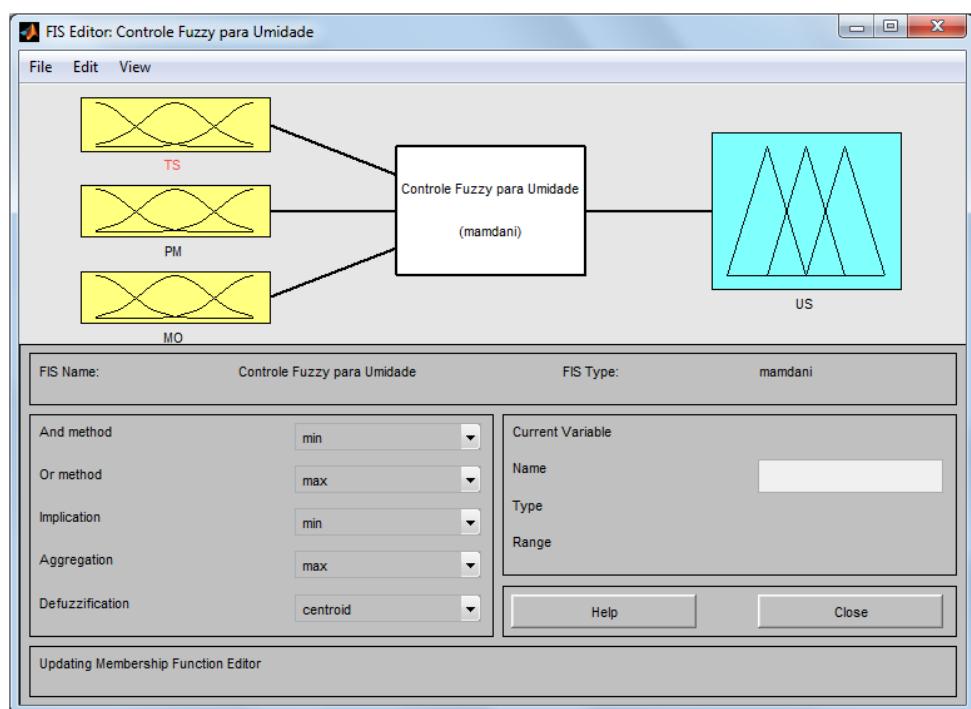


Figura 4.10: Tela inicial do *Fuzzy Logic Toolbox* (MATLAB®), com as variáveis de entrada e saída do controlador.

A definição das regras do sistema de inferência é feita manualmente, com a escolha das variáveis das proposições e os conectivos entre elas, como mostra a figura 4.11.

Para gerar as saídas do sistema de inferência *fuzzy*, já *defuzzificadas* pelo método do Centro de Gravidade, basta entrar com os valores das variáveis de entrada. Na tela de saída (figuras 4.12 e 4.13) observa-se 4 colunas. As 3 primeiras indicam as variáveis de entrada do sistema e a última indica a variável de saída do sistema. Ao definir os valores de entrada é possível observar a formação de linhas verticais nas colunas das variáveis de entrada, que percorrem todos as regras verificando quais serão ativadas. O resultado, pela inferência de Mamdani, é mostrado na última linha da última coluna, com o valor de saída, *defuzzificado*, na primeira

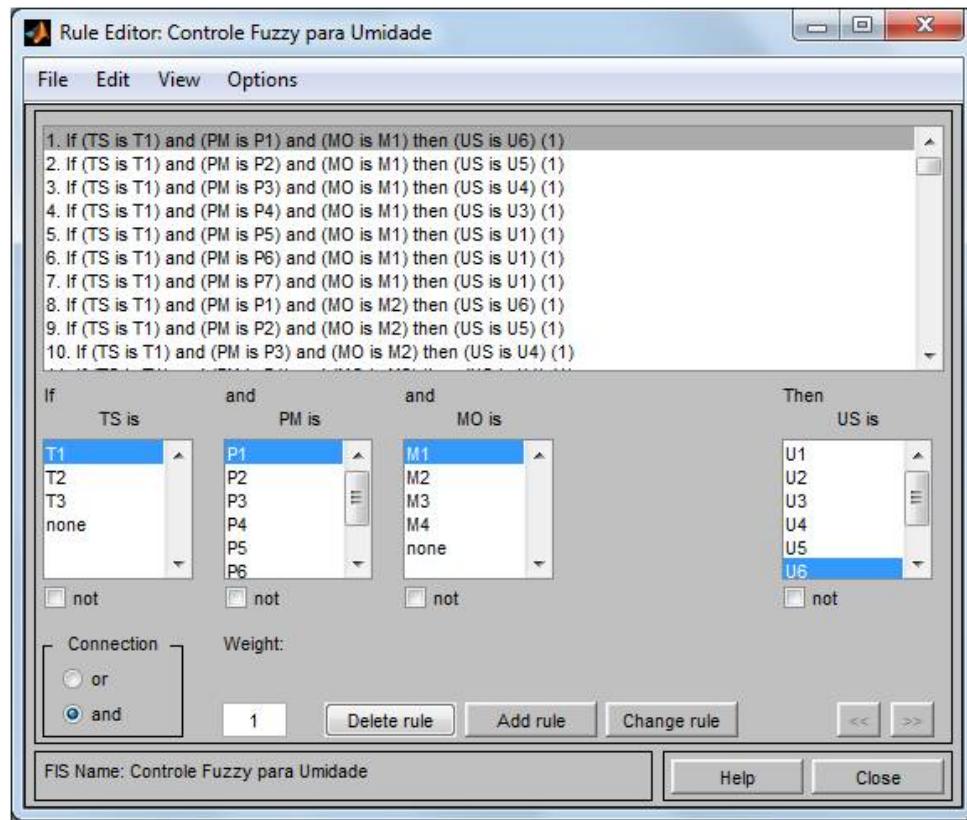


Figura 4.11: Tela de entrada de regras do sistema de inferência pelo *Fuzzy Logic Toolbox* (MATLAB®).

linha. As figuras 4.12 e 4.13 ilustram um exemplo de saída pelo *toolbox*.



Figura 4.12: Tela da saída do *Fuzzy Logic Toolbox* (MATLAB[®]) pela base de regras do controlador.

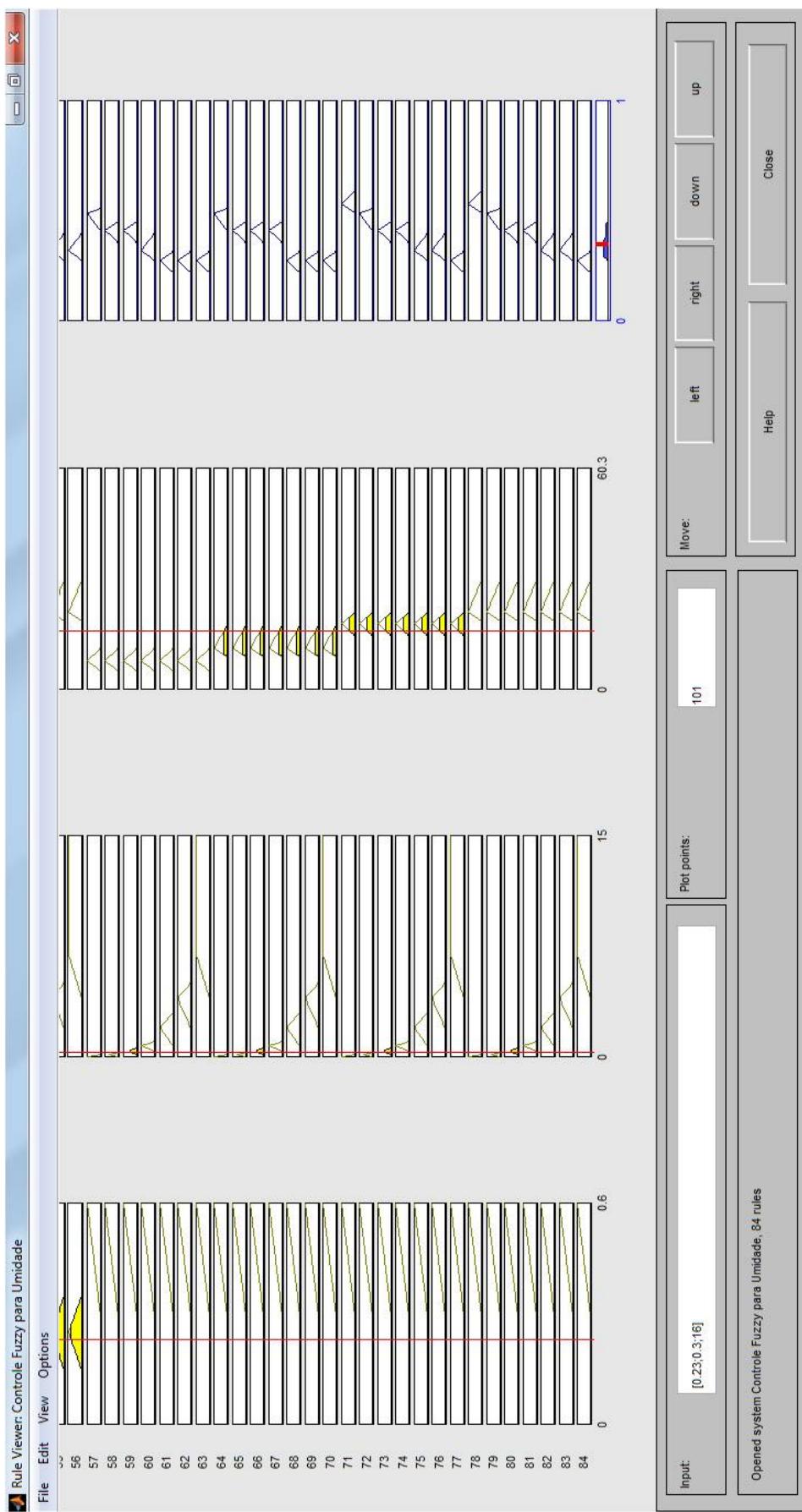


Figura 4.13: Final da tela de saída do *Fuzzy Logic Toolbox* (MATLAB[®]) pela base de regras do sistema de inferência.

5 *Resultados*

A validação de um modelo consiste em demonstrar que ele é uma representação razoável do sistema que se esteja modelando. Em outras palavras, é mostrar que ele reproduz o comportamento do sistema com fidelidade o suficiente para satisfazer os objetivos da análise desejada. Para tanto, é preciso sortear de forma aleatória alguns dados dentre o espaço amostral que serão utilizados na validação do modelo.

Para o modelo apresentado neste trabalho é verificada a formação de 12 grupos de combinação entre classes de textura e matéria orgânica: *TS arenosa/MO baixa*, *TS arenosa/MO média baixa*, *TS arenosa/ MO média*, *TS arenosa/ MO alta*, *TS média/MO baixa*, *TS média/MO média baixa*, *TS média/ MO média*, *TS média/ MO alta*, *TS argilosa/MO baixa*, *TS argilosa/MO média baixa*, *TS argilosa/ MO média* e *TS argilosa/ MO alta*. Como não houve a ocorrência de horizontes que façam parte dos três últimos grupos da combinação citada, apenas os nove primeiros grupos foram considerados na validação. Com isso, visando analisar a eficiência do modelo em cada uma destas combinações possíveis, foram sorteados previamente, de forma aleatória, 9 horizontes para validação, sendo que cada horizonte esteja em uma das combinações de textura e matéria orgânica citadas anteriormente.

A seguir, tem-se uma breve descrição dos horizontes sorteados para avaliação:

P103-AB profundidade de 19-36 cm; cores bruno-amarelado a bruno-amarelado-claro; textura franco-arenosa (arenosa, na classificação simplificada);

P057-A profundidade de 0-13 cm de profundidade; cores cinzento a e cinzento-claro; textura franco-arenosa (arenosa, na classificação simplificada);

P051-A profundidade de 0-7 cm; cor amarelo-avermelhado; textura franca (arenosa, na classificação simplificada);

P058-A profundidade de 0-5 cm; cor bruno (parda); textura areia-franca (arenosa, na classificação simplificada);

P049-AB profundidade de 4-16 cm; cor bruno-amarelado; textura franco-siltosa (média, na classificação simplificada);

P061-AB profundidade de 7-32 cm; cor bruno-avermelhado; textura franco-argiloarenosa (média, na classificação simplificada);

P049-A profundidade de 0-4 cm; cor Bruno-amarelado-escuro; textura franca (média, na classificação simplificada);

P106-A profundidade de 0-7 cm; cor bruno-amarelado-escuro; textura franco-arenosa (média, na classificação simplificada);

P055-AB profundidade de 10-39 cm; cor bruno; textura argiloarenosa (argilosa, na classificação simplificada).

As tabelas 5.1 a 5.9 mostram os resultados de validação do sistema de inferência *fuzzy* proposto em relação aos dados de Petrobras (2010). Como o objetivo é verificar se a matéria orgânica pode melhorar os resultados da modelagem, os resultados também foram comparados aos resultados do sistema de inferência proposto por Belleza (2014). Os erros considerados foram absolutos, comumente utilizados em trabalhos na área de solos. Entretanto, no ambiente da matemática aplicada e da modelagem matemática e computacional deve ser considerado o erro relativo, que representa de forma mais significativa o erro cometido independentemente das grandezas envolvidas. Os erros relativos serão analisados por valores de potencial matricial ao final deste capítulo.

Tabela 5.1: Estimativas e comparações para o perfil P103-AB, com 13% de argila e 7,9 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,488	0,464	2,42%	0,486	0,22%
0,1	0,406	0,405	0,08%	0,42	1,42%
0,3	0,326	0,332	0,57%	0,331	0,47%
0,6	0,276	0,332	5,61%	0,331	5,51%
1	0,168	0,166	0,23%	0,118	5,03%
3	0,168	0,167	0,10%	0,117	5,10%
4	0,163	0,167	0,35%	0,117	4,65%
5	0,163	0,167	0,45%	0,12	4,25%
Média dos Erros		1,23%		3,33%	

O perfil P103-AB (tabela 5.1) foi o que apresentou menor média de erro absoluto dentre os perfis de validação, tendo uma redução de 2,11 pontos percentuais de Erro Absoluto Médio

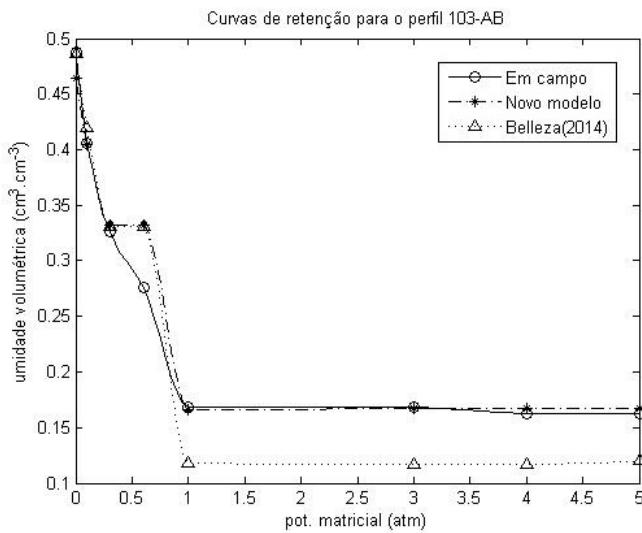


Figura 5.1: Curvas de retenção para o perfil P103-AB.

(EAM) com o modelo de Belleza (2014). O maior erro absoluto foi verificado para um potencial de 0,6 atm, e justifica-se pelo fato de o valor real de umidade estar muito próximo do limite inferior do intervalo de domínio do conjunto *fuzzy* considerado como resposta na regra em que se encaixa o perfil. Como o método de defuzzificação adotado é o de centro de gravidade o valor de saída se encontra próximo do centro do intervalo de domínio do conjunto *fuzzy*, como visto na figura 4.9 do capítulo anterior, e isto justifica uma margem de erro para o valor estimado. A figura 5.1 ilustra as curvas de retenção dos dois modelos em comparação aos dados coletados.

Tabela 5.2: Estimativas e comparações para o perfil P057-A, com 2% de argila e 11 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,494	0,469	2,49%	0,48	1,39%
0,1	0,404	0,405	0,06%	0,42	1,56%
0,3	0,334	0,331	0,28%	0,332	0,18%
0,6	0,297	0,33	3,28%	0,332	3,48%
1	0,210	0,201	0,91%	0,118	9,21%
3	0,196	0,207	1,08%	0,116	8,02%
4	0,193	0,209	1,56%	0,114	7,94%
5	0,191	0,205	1,39%	0,12	7,11%
Média dos Erros		1,38%		4,86%	

A resposta do modelo para o perfil P057-A, detalhada na tabela 5.2, foi bastante significativa para os valores de potencial matricial a partir de 0,6 atm, se comparado com o trabalho anterior. Apenas no potencial de 0 atm, assim como ocorreu com o perfil P103-AB, este

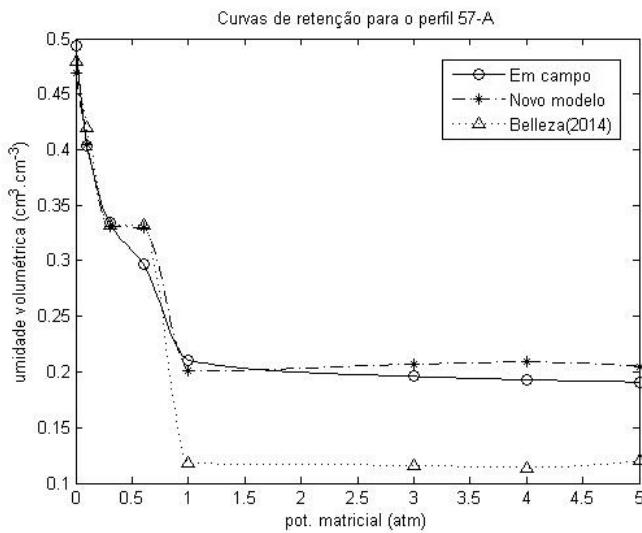


Figura 5.2: Curvas de retenção para o perfil P057-A.

modelo novo apresentou erro maior que o modelo comparado. Houve uma diminuição de 3,48 pontos percentuais de EAM, que implica uma redução de 71,6% de EAM. A figura 5.2 ilustra as curvas de retenção para este perfil, indicando uma melhora acentuada nas estimativas pelo novo modelo a partir de 1 atm de potencial matricial.

Tabela 5.3: Estimativas e comparações para o perfil P051-A, com 13% de argila e 16 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,539	0,508	3,07%	0,486	5,27%
0,1	0,452	0,441	1,11%	0,42	3,21%
0,3	0,389	0,37	1,93%	0,331	5,83%
0,6	0,352	0,37	1,79%	0,331	2,11%
1	0,274	0,246	2,78%	0,118	15,58%
3	0,261	0,252	0,85%	0,117	14,35%
4	0,258	0,252	0,61%	0,117	14,11%
5	0,241	0,251	1,02%	0,12	12,08%
Média dos Erros		1,65%		9,07%	

Para o perfil P051-A, o resultado do modelo proposto (tabela 5.3) foi o que apresentou maior diminuição de EAM, 7,42 pontos percentuais, ou seja, uma redução de 81,8% de erro. A partir de um potencial de 1 atm, o modelo apresentou resultados bem melhores que o modelo comparado. A figura 5.3 ilustra as curvas de retenção para este perfil.

Comparando com o modelo de Belleza (2014), o perfil P058-A apresentou uma diminuição de EAM de 4,81 pontos percentuais, tendo um erro absoluto maior apenas para os potenciais de 0 e 0,1 atm, conforme consta na tabela 5.4. O erro de 4,77% verificado para o primeiro valor de

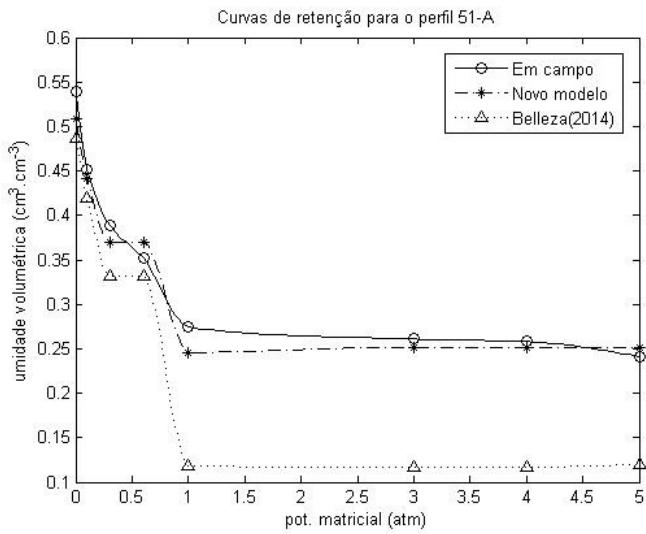


Figura 5.3: Curvas de retenção para o perfil P051-A.

Tabela 5.4: Estimativas e comparações para o perfil P058-A, com 6% de argila e 20,4 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,488	0,536	4,77%	0,482	0,63%
0,1	0,411	0,426	1,48%	0,42	0,88%
0,3	0,340	0,346	0,59%	0,332	0,81%
0,6	0,353	0,345	0,82%	0,332	2,12%
1	0,235	0,245	1,03%	0,118	11,67%
3	0,232	0,234	0,17%	0,116	11,63%
4	0,223	0,232	0,89%	0,114	10,91%
5	0,227	0,239	1,16%	0,12	10,74%
Média dos Erros		1,36%		6,17%	

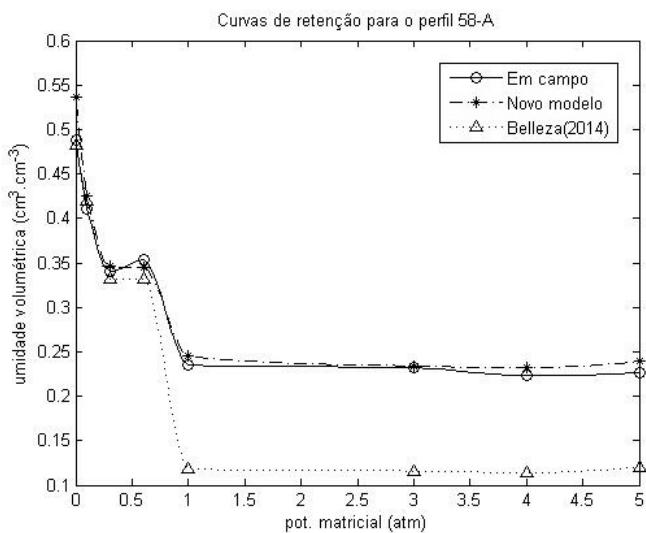


Figura 5.4: Curvas de retenção para o perfil P058-A.

potencial pode ser justificado pelo fato de o valor real de umidade estar fora da faixa considerada como resposta para a regra ativada por este perfil. As regras ativadas pelo conjunto de valores das variáveis de entrada deste perfil, juntamente com o valor de potencial de 0 atm, foram as regras R_{15} e R_{22} , que consideram a saída de umidade $U7$, ou seja, estando no intervalo real $[0.49, 0.588]$. Porém, o valor observado para este caso foi de 0,488 atm, que está fora do intervalo de saída para a estimativa, ratificando a justificativa do erro elevado discutido. A figura 5.4 ilustra as curvas de retenção para este perfil de acordo com os dois modelos.

Tabela 5.5: Estimativas e comparações para o perfil P049-AB, com 17% de argila e 7,8 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,437	0,462	2,47%	0,454	1,67%
0,1	0,397	0,404	0,72%	0,396	0,08%
0,3	0,366	0,333	3,33%	0,33	3,63%
0,6	0,372	0,333	3,90%	0,33	4,20%
1	0,265	0,224	4,12%	0,197	6,82%
3	0,263	0,224	3,92%	0,197	6,62%
4	0,255	0,224	3,06%	0,197	5,76%
5	0,254	0,224	2,99%	0,15	10,39%
Média dos Erros		3,06%		4,90%	

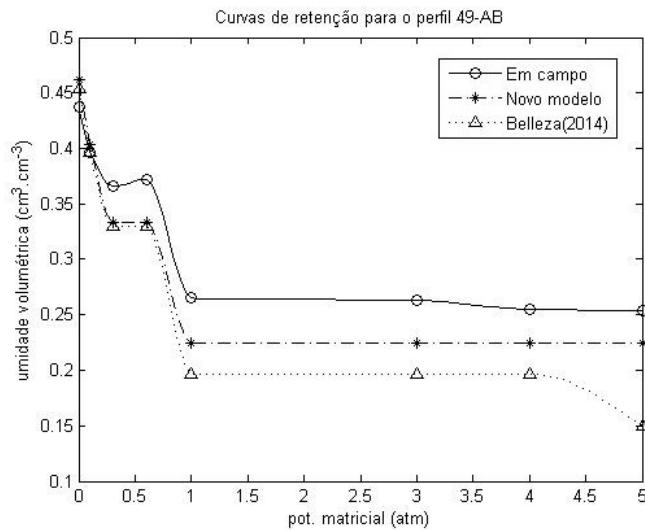


Figura 5.5: Curvas de retenção para o perfil P049-AB.

O perfil P049-AB foi o que apresentou maior EAM para o modelo proposto, tendo, ainda assim, uma diminuição de 1,83 pontos percentuais de EAM em relação ao modelo comparado, verificado na tabela 5.5. A justificativa para os valores altos de erro absoluto neste perfil está na ativação de mais de uma regra por ele e, estas duas regras possuem saídas bastante distintas.

Como o valor de textura (17% de argila) se enquadra tanto na classe arenosa (T1) quanto média (T2), as regras ativadas para determinar a saída são sempre duas. O valor de matéria orgânica deste perfil se enquadra na classe baixa (MO1). Verificando na tabela 4.5, no capítulo anterior, de 0 a 0,6 atm o resultado das regras ativadas são os mesmos. Porém, de 1 a 5 atm as regras ativadas em cada potencial são diferentes: para 1 atm (P5) são ativadas as saídas de umidade U_1 e U_3 , repetindo este fato para os valores de potencial 3 (P6), 4 (P6) e 5 (P7) atm.

Com a combinação dos números fuzzy U_1 e U_3 na saída pela inferência de Mamdani e a defuzzificação pelo centro de gravidade, o valor estimado será dado por um valor que está situado no fim ou no início dos intervalos U_1 e U_3 , respectivamente, considerando o centro da área dessa região formada. O valor verificado, em todos os valores de potencial a partir de 1 atm, são iguais a $0,224 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, distante dos valores observados que, na totalidade, possuem grau de pertinência maior à classe de umidade U_3 . A figura 5.5 ilustra as curvas de retenção para este perfil.

Tabela 5.6: Estimativas e comparações para o perfil P061-AB, com 30% de argila e 11,2 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,456	0,466	1,02%	0,42	3,58%
0,1	0,431	0,405	2,57%	0,371	5,97%
0,3	0,416	0,405	1,05%	0,332	8,35%
0,6	0,422	0,405	1,70%	0,332	9,00%
1	0,363	0,333	3,03%	0,269	9,43%
3	0,351	0,331	2,00%	0,268	8,30%
4	0,343	0,331	1,19%	0,268	7,49%
5	0,330	0,267	6,33%	0,2	13,03%
Média dos Erros		2,36%		8,14%	

O perfil P061-AB, conforme a tabela 5.6, apresentou melhores resultados pelo modelo proposto, em comparação com o modelo anterior. Houve uma diminuição de 5,78 pontos percentuais de EAM. O valor alto de erro para o potencial de 5 atm, 6,33%, se justifica pelo fato de o valor de umidade real, para este perfil sorteado, estar fora da faixa considerada para a regra. A faixa de umidade considerada pela regra ativada (R_{42}) pelas variáveis de entrada deste perfil sob o potencial de 5 atm é U_3 , cujo domínio está no intervalo [0,219, 0,312], que não abrange o valor observado para o potencial citado. De acordo com a figura 5.6, os valores estimados pelos dois modelos para este perfil ficaram abaixo do esperado para a maioria dos valores de potencial matricial.

Para o perfil P049-A, o modelo apresentou pouca diferença na melhora de estimativa de

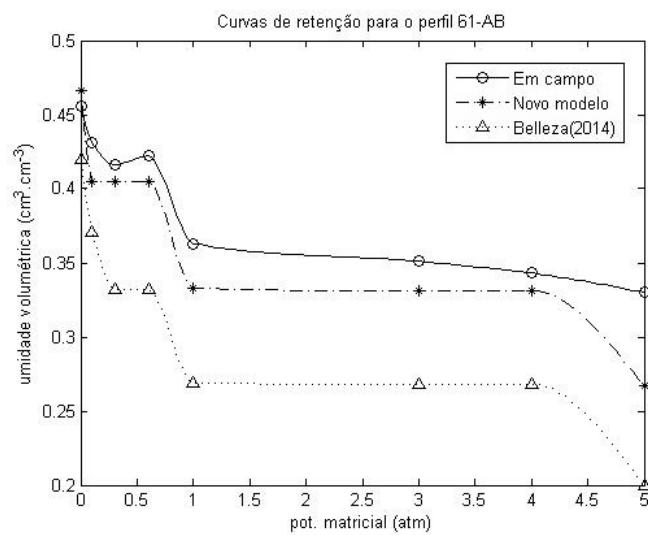


Figura 5.6: Curvas de retenção para o perfil P061-AB.

Tabela 5.7: Estimativas e comparações para o perfil P049-A, com 17% de argila e 18,7 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,569	0,539	2,96%	0,454	11,46%
0,1	0,396	0,429	3,32%	0,396	0,02%
0,3	0,337	0,356	1,90%	0,33	0,70%
0,6	0,347	0,356	0,93%	0,33	1,67%
1	0,228	0,25	2,23%	0,197	3,07%
3	0,226	0,25	2,42%	0,197	2,88%
4	0,216	0,25	3,39%	0,197	1,91%
5	0,214	0,25	3,61%	0,15	6,39%
Média dos Erros		2,59%		3,51%	

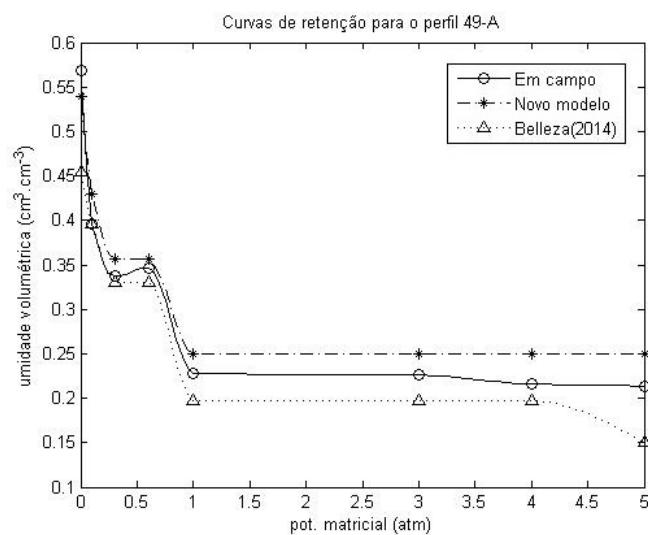


Figura 5.7: Curvas de retenção para o perfil P049-A.

umidade em comparação com o modelo de Belleza (2014), conforme mostra a tabela 5.7. Verificando o gráfico 5.7, pode-se perceber que o modelo proposto, em geral, superestimou os valores de umidade, enquanto que o modelo anterior comparado subestimou-os. Este fato tem relação com a inclusão da matéria orgânica. No modelo proposto, espera-se que a matéria orgânica facilite os processos de retenção de água no solo, levando a valores altos de umidade retida conforme verificado nos resultados estimados. Isto já não acontece no modelo comparado, que não considera a influência de matéria orgânica e, por isto, tem seus valores de umidade subestimados para perfis que possuam valores altos de matéria orgânica.

Tabela 5.8: Estimativas e comparações para o perfil P106-A, com 15% de argila e 22,8 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,560	0,538	2,21%	0,488	7,21%
0,1	0,427	0,404	2,33%	0,42	0,73%
0,3	0,344	0,332	1,21%	0,33	1,41%
0,6	0,296	0,332	3,58%	0,33	3,38%
1	0,206	0,215	0,91%	0,118	8,79%
3	0,203	0,215	1,24%	0,118	8,46%
4	0,198	0,215	1,75%	0,118	7,95%
5	0,196	0,215	1,95%	0,12	7,55%
Média dos Erros		1,90%		5,69%	

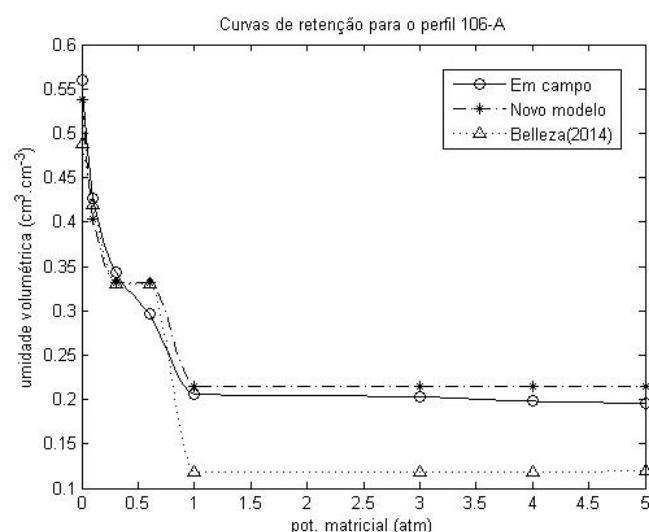


Figura 5.8: Curvas de retenção para o perfil P106-A.

Pelo gráfico 5.8 e tabela 5.8 verifica-se que, mesmo com um EAM de 1,9%, o novo modelo proposto ajusta de forma mais satisfatória os valores de umidade para o perfil P106-A.

Tabela 5.9: Estimativas e comparações para o perfil P055-AB, com 36% de argila e 10,6 g/kg de matéria orgânica.

Pot. Matricial (atm)	Umidade real ($cm^3.cm^{-3}$)	Novo Modelo		Belleza (2014)	
		Estimado	Erro Abs.	Estimado	Erro Abs.
0	0,458	0,462	0,42%	0,42	3,78%
0,1	0,432	0,404	2,85%	0,42	1,25%
0,3	0,370	0,404	3,45%	0,37	0,05%
0,6	0,379	0,363	1,64%	0,37	0,94%
1	0,287	0,266	2,08%	0,37	8,32%
3	0,285	0,266	1,94%	0,33	4,46%
4	0,279	0,266	1,26%	0,33	5,14%
5	0,272	0,266	0,65%	0,33	5,75%
Média dos Erros		1,79%		3,71%	

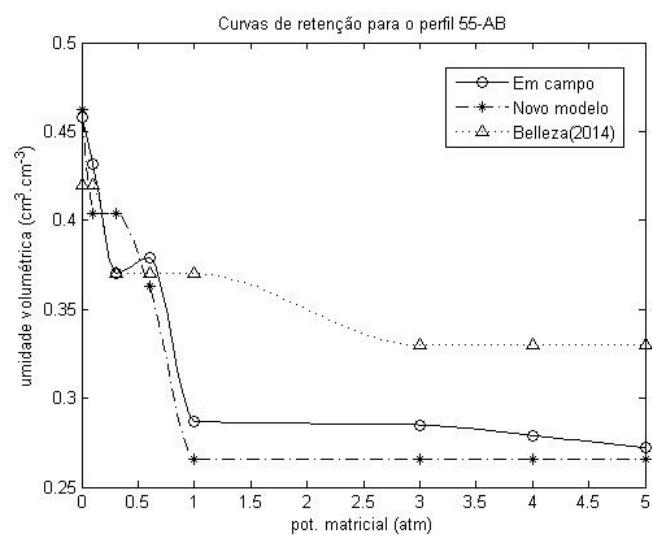


Figura 5.9: Curvas de retenção para o perfil P055-AB.

Por fim, o perfil P055-AB obteve uma diminuição de EAM de 1,92 pontos percentuais, sendo insatisfatório somente para os valores 0,1 e 0,3 atm de potencial. A tabela 5.9 detalha os valores de estimativas e os erros para os dois modelos, e a figura 5.9 ilustra as curvas de retenção para este perfil.

Em geral, como se pode observar no gráfico 5.10, o novo sistema de inferência, considerando o teor de matéria orgânica presente no solo, obteve melhores resultados segundo os EAMs. Apenas no potencial matricial 0,1 atm a diferença de EAMs foi pequena, porém com um valor médio menor que o controlador comparado.

O maior EAM por potencial matricial verificado foi de 2,58% e dos 8 pontos de potencial matricial, 5 obtiveram EAM abaixo de 2%, valor considerado aceitável.

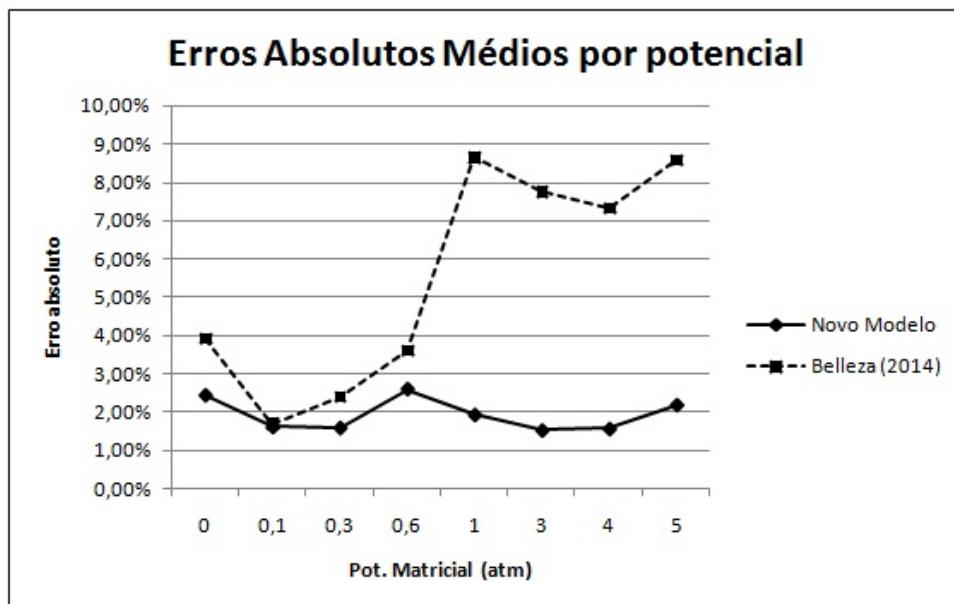


Figura 5.10: Erros absolutos médios totais por valores de potencial matricial.

O erro absoluto médio total verificado para o modelo nos perfis de validação é de 1,92%, estando abaixo do limite aceitável de 2% para métodos indiretos de determinação de umidade do solo (GARDNER, 1986, *apud* BELLEZA, 2014). Dos 9 perfis sorteados para validação do modelo, 6 possuem erro absoluto médio abaixo de 2% e, dos 72 resultados verificados em todos os perfis de validação, 58,3% possuem erro absoluto menor que 2%.

O gráfico 5.11 mostra que apesar de o modelo apresentar erros relativos médios por potencial relativamente altos, as estimativas foram melhores em comparação ao modelo apresentado anteriormente por Belleza (2014), sobretudo para valores de potenciais acima de 0,6 atm.

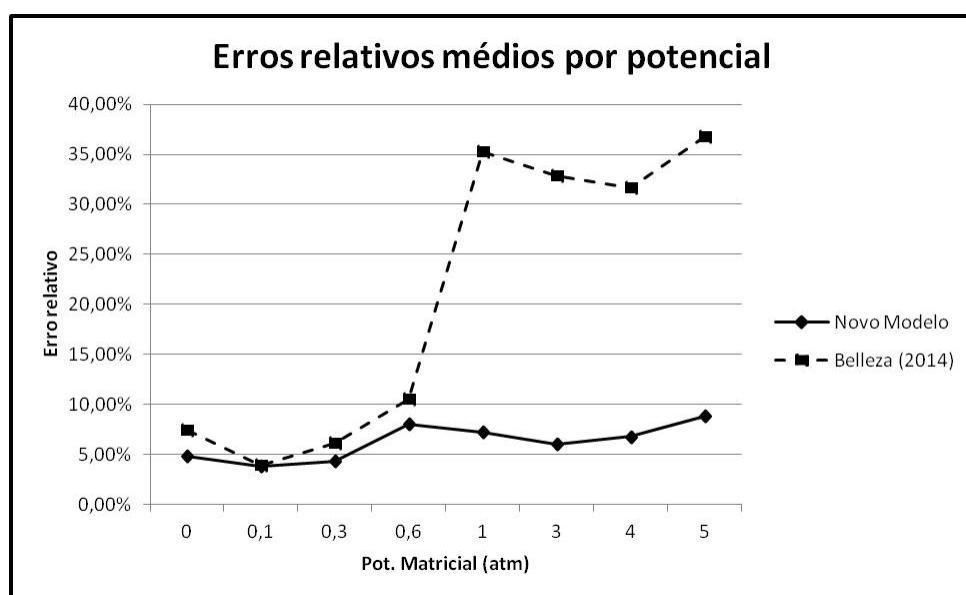


Figura 5.11: Erros relativos médios totais por valores de potencial matricial.

6 Conclusão

A escolha da teoria de lógica *fuzzy*, através de um sistema de inferência *fuzzy*, para obtenção dos valores de umidade volumétrica do solo mostra-se bastante eficaz. A modelagem de fenômenos deste tipo deve levar em conta as incertezas que os cercam, o que a lógica *fuzzy* trata de forma eficiente. Também, serve como um auxílio a metodologias empíricas, sem substituí-las, disponibilizando um método de cálculo simples e rápido quando os dados são imprecisos ou provenientes de cálculos complicados.

A inclusão do teor de matéria orgânica no modelo *fuzzy* permite uma melhora na média de erros absolutos total, comparado com o trabalho de Belleza (2014), o qual baseou seu modelo apenas nos dados de textura e potencial matricial. Esta melhora, de aproximadamente 64%, é baseada nos perfis considerados para validação do modelo, e está de acordo com as hipóteses assumidas entre a relação de matéria orgânica e a retenção de umidade.

De acordo com o modelo e os dados de validação, nada se pode concluir sobre a influência da matéria orgânica em solos de textura argilosa (mais de 35% de argila), visto que apenas um único horizonte, de todos os dados, se encaixa neste perfil. Entretanto, solos argilosos tendem a reter, por questões já discutidas, mais umidade, diminuindo a influência da matéria orgânica nesta classe de textura. Ainda, é observado uma melhora das previsões da umidade com a adição da matéria orgânica em valores de potencial matricial alto. Isto se deve ao fato de a matéria orgânica aumentar a superfície específica do solo.

O erro absoluto médio total verificado para o modelo é bom, considerando que possam existir imprecisões nas medições dos valores dos parâmetros do conjunto de dados adotado. Mesmo que pouco mais da metade das estimativas esteja abaixo do limite de erro absoluto aceitável de 2% (GARDNER, 1986), este modelo é considerado adequado, levando em conta as incertezas do fenômeno e o objetivo de se construir um método simples e rápido de prever dados de umidade do solo.

O fato de o modelo superestimar a maioria dos valores de umidade é, em prática, benéfico considerando o problema de estudo de erosão do solo da região em que os dados foram adotados. Um dos objetivos dos estudos em Petrobras (2010) é elaborar uma estratégia de

rotas para veículos, logo, ao superestimar o valor de umidade que o solo considerado consegue reter aumenta-se a margem de segurança da escolha da rota a ser tomada.

Os resultados deste modelo levam em consideração dados de solo da região amazônica e, por isso, este sistema de inferência não deve ser transferido para dados de outras regiões, mas sim adaptado. Os parâmetros do sistema de inferência *fuzzy* são os conjuntos *fuzzy* representantes das variáveis de entrada e saída, bem como o quadro de regras, que devem ser verificados em cada região que se queira reproduzir o método.

Com o intuito de aperfeiçoar os valores de estimativas para a umidade do solo, diminuindo assim os erros de saída, aconselha-se analisar um conjunto maior de dados para a construção dos conjuntos *fuzzy* e da base de regras do sistema. Como os dados de coleta estão, naturalmente, sujeitos a erros de medição, devido a imprecisões tanto do fenômeno quanto da medição por parte humana, um número maior de dados permite uma margem de erro menor.

Como sugestão de continuidade deste estudo é indicada uma nova análise de fuzzificação dos parâmetros envolvidos. Isto pode ser feito com a utilização de algoritmos genéticos, por exemplo, para otimizar os conjuntos *fuzzy*. Ainda, a construção da base de regras do sistema de inferência pode ser feita com a utilização do método de Wang-Mendel (WANG & MENDEL, 1992), que é um método de treinamento do sistema *fuzzy*, gerando regras automaticamente.

Por fim, é importante salientar que cada região possui um conjunto de dados específico para as características de solo e as relações existentes com a retenção de umidade. A metodologia apresentada neste trabalho pode ser reproduzida, e inclusive aperfeiçoada, para a obtenção de resultados em outras regiões, visto que a problemática do uso racional da água se torna um fator mais importante a cada ano.

Referências

- AFONSO, A. C. M.; NETTO, A. M.; VASCONCELOS, W. E. de. **Fuzzy logic applied to the modeling of water dynamics in an oxisol in northeastern Brazil.** Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 38, n. 2, p. 454-463, Viçosa, 2014.
- AGÊNCIA BRASIL. **Desperdício de água no Brasil chega a 40%.** O GLOBO, Brasília, 24 abr. 2007. Disponível em: <<http://oglobo.globo.com/sociedade/ciencia/desperdicio-de-agua-no-brasil-chega-40-4193297>>. Acesso em: 29 dez. 2014.
- AGÊNCIA NACIONAL DE ÁGUAS. **Conjuntura dos recursos hídricos no Brasil: informe 2013.** Brasília, ANA, 2013.
- AMENDOLA, M.; SOUZA, A. L.; BARROS, L. C. **Manual do uso da teoria dos conjuntos fuzzy no Matlab 6.5.** Campinas: CPG/FEAGRI/UNICAMP, 2005.
- ASSOULINE, S.; TESSIER, D.; BRUAND, A. **A conceptual model of the soil water retention curve.** Water Resources Research, v. 34, n. 2, p. 223-231, 1998.
- BÁRDOSSY, A.; DISSE, M. **Fuzzy rule-based models for infiltration.** Water Resources Research, v. 29, n. 2, p. 373-382, 1993.
- BARROS, L. C. de. **Sobre sistemas dinâmicos fuzzy - Teoria e Aplicações.** 1997. Tese (Doutorado). Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, Campinas, 1997.
- BARROS, L. C. de; BASSANEZI, R. C. **Tópicos de lógica fuzzy e biomatemática.** 2. ed. São Paulo: Unicamp/IMMEC, 2010.
- BAYER, C.; MIELNICZUK, J. Dinâmica e função da matéria orgânica. In: SANTOS, G.A.; CAMARGO, F.A.O.; SILVA, L. S.; CANELLAS, L. P. (Ed.). **Fundamentos da matéria orgânica do solo: ecossistemas tropicais e subtropicais.** 2. ed. Porto Alegre: Metrópole, 2008.
- BELLEZA, M. P. **Modelagem fuzzy aplicada à estimativa da umidade do solo da Formação Solimões - AM.** 2014. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional) - Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2014.
- BIASSUSI, M. **Simulação do movimento da água no solo utilizando modelo numérico.** 2001. Tese (Doutorado) - Faculdade de Agronomia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2001.
- BRAIDA, J. A. **Matéria orgânica e resíduos vegetais na superfície do solo e suas relações com o comportamento mecânico do solo sob plantio direto.** 2004. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2004.

- BRAIDA, J. A.; BAYER, C.; ALBUQUERQUE, J.; REICHERT, J. **Matéria orgânica e seu efeito na física do solo.** Tópicos em ciência do solo, v. 7, p. 221-278, Viçosa, 2011.
- CANCINO CALLE, J. A. **Análise de ruptura de talude em solo não saturado.** 2000. Dissertação (Mestrado em Geotecnica) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2000.
- CEDDIA, M. B. **Física do solo.** Material de apoio da disciplina de Física do solo do curso de pós-graduação em Ciência do Solo, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, 2013.
- CELIA, M. A.; BOULOUTAS, E. F.; ZARBA, R. L. **A general mass-conservative numerical solution for the unsaturated flow equation.** Water Resources Research, v. 26, n.7, p. 1483-1496, 1990.
- CICHOTA, R.; VAN LIER, Q. de J. **Análise da variabilidade espacial de pontos amostrais da curva de retenção da água no solo.** Revista Brasileira de Ciência do Solo, v. 28, n. 4, p. 585-596, 2004.
- COSTA, E. M.; SILVA, H. F; RIBEIRO, P. R. de A. **Matéria orgânica do solo e o seu papel na manutenção e produtividade dos sistemas agrícolas.** Enciclopédia Biosfera, Centro Científico Conhecer - Goiânia, v.9, n. 17, 2013.
- DA SILVA, E. M.; LIMA, J. E. F. W; AZEVEDO, J. A; RODRIGUES, L. N. **Valores de tensão na determinação da curva de retenção de água de solos do Cerrado.** Pesq. agropec. bras., Brasília, v. 41, n. 2, p. 323-330, 2006.
- EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos (Rio de Janeiro, RJ). **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos.** 2. ed. Rio de Janeiro: Embrapa-SPI, 2006.
- FAVORETTO, C. M. **Caracterização da matéria orgânica humificada de um latossolo vermelho distrófico através da espectroscopia de fluorescência induzida a laser.** Dissertação (Mestrado em Química Aplicada) - Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2007.
- GARDNER, W. H. Water content. In: KLUTE, A. **Methods of soil analysis. Part 1. Physical and mineralogical methods,** 2. ed. Madison, Soil Science Society of America, Inc., 1986.
- HALKIDIS, I. N.; TZIMOPOULOS, C.; EVANGELIDES, C.; SAKKELARIOY-MAKRANTONAKI, M. **Soil water management problem using fuzzy arithmetic.** Global NEST J, v. 11, n. 4, p. 556-565, 2009.
- HILLEL, D. **Environmental soil physics: Fundamentals, applications, and environmental considerations.** Academic press, 1998.
- IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). **Manual Técnico de Pedologia.** Manuais Técnicos em Geociências, n. 4, 2. ed., 2007.
- KLUTE, A.; DIRKSEN, C. Hydraulic conductivity and diffusivity: Laboratory methods. In: KLUTE, A. **Methods of soil Analysis.** 2. ed. Madison, American Society of Agronomy, Inc., 1986.

- KOSKO, B. **Fuzziness vs. probability.** International Journal of General System, v. 17, p. 211-240, 1990.
- LEPSCH, I. F. **Formação e conservação dos solos.** 2. ed. Oficina de textos, São Paulo: 2010.
- LIBARDI, P. L. **Dinâmica da Água no Solo.** São Paulo: Edusp, 2005.
- LIBARDI, P. L. **Água no solo.** Notas de aula ministrada em 2014. ESALQ/USP. Disponível em: <http://www.leb.esalq.usp.br/aulas/lce200/Agua_no_Solo_2014.pdf>. Acesso em: 20/12/2014.
- LIMA, F. M. C. de; SILVA, S. A. da; FILGUEIRA, H. J. A.; GOMES, H. P. **Controle do potencial matricial da água no solo por meio de lógica fuzzy.** Irriga, v. 15, n. 4, p. 431-442, 2010.
- MANICH, M.; GUETTER, A. K. **Solução analítica da equação de Richards.** Revista Brasileira de Recursos Hídricos, v. 16, n.1, p. 47-54, 2011.
- MCBRATNEY, A. B.; ODEH, I. O. A. **Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions.** Geoderma, v. 77, n. 2, p. 85-113, 1997.
- MEURER, E.J.; RHENHEIMER, D.; BISSANI, C.A. Fenômenos de superfície. In: Meurer, E.J. (Ed.) **Fundamentos de química do solo.** Porto Alegre: Genesis, 2000.
- MUALEM, Y. **A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media.** Water resources research, v. 12, n. 3, p. 513-522, 1976.
- ORTEGA, N. R. S. **Aplicação da teoria de conjuntos fuzzy a problemas da biomedicina.** Tese (Doutorado) - Instituto de Física, Faculdade de São Paulo, São Paulo, 2001.
- OTTONI, M. V. **Avaliação do ajuste da curva de retenção de água dos solos a partir de três umidades representativas.** Anais do XVIII Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos, Associação Brasileira de Recursos Hídricos, Campo Grande, p. 22-26, 2009.
- PEDRYCZ, W. **Why triangular membership functions?.** Fuzzy sets and Systems, v. 64, n. 1, p. 21-30, 1994.
- PETROBRAS SA. Relatório final do levantamento detalhado de solos da Base Petrolífera Geólogo Pedro de Moura (BOGPM), Coari - AM. Projeto Petrossolos Amazônicos (Convênio PETROBRAS/UFRRJ/FAPUR, Nº45/08). Coordenador: Marcos Bacis Ceddia. 642p. 2010.
- RAWLS, W. J.; NEMES, A.; PACHEPSKY, Y. **Effect of soil organic carbon on soil hydraulic properties.** Developments on Soil Science, n. 30, cap. 6, 2004.
- RAWLS, W. J.; PACHEPSKY, Y. A.; SOBECKI, T.; BLOODWORTH, H. **Effect of soil organic carbon on soil water retention.** Geoderma, v. 116, n. 1, p. 61-76, 2003.
- REICHARDT, K.; TIMM, L. C. **Solo, planta e atmosfera: conceitos, processos e aplicações.** Manole, 2004.
- ROSSI, C.; NIMMO, J. R. **Modeling of soil water retention from saturation to oven dryness.** Water Resources Research, v. 30, n. 3, p. 701-708, 1994.

SANTOS, R. D. dos; LEMOS, R. C.; SANTOS, H. G. dos; KER, J. C.; ANJOS, L. H. C. dos. **Manual de descrição e coleta de solo no campo.** 5 ed. Sociedade Brasileira de Ciência de Solo, Viçosa, 2005.

SOMMERFELDT, T. G.; CHANG, C. **Soil-water properties as affected by twelve annual applications of cattle feedlot manure.** Soil Sci. Soc. Am. J., 49:7-9. 1986.

SOUZA, A. L. **Teoria de conjuntos fuzzy no estudo da dinâmica da água e de solutos no solo.** 2007. 157 f. 2007. Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia Agrícola, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2007.

TAVARES, M. H. F.; FELICIANO, J. J. S.; VAZ, C.M.P. **Análise comparativa de métodos para determinação da curva de retenção de água em solos.** In: XXXI Congresso Brasileiro de Ciência do Solo, Gramado, 2007.

TZIMPOULOS, C; TSAOUSIS, A; EVANGELIDES, C; SAKELLARIOU, M. Fuzzy analysis of infiltration problem. In: **Agricultural and biosystems engineering for a sustainable world.** International Conference on Agricultural Engineering, Hersonissos, Grécia, 2008. European Society of Agricultural Engineers, 2008.

VAN GENUCHTEN, M. Th. **A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils.** Soil Science Society of America Journal, v. 44, n. 5, p. 892-898, 1980.

WANG, L. X.; MENDEL, J. M. **Generating fuzzy rules by learning from examples.** IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. 22, n. 6, p. 1414-1427, 1992.

ZADEH, L. A. **Fuzzy sets.** Information and control, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.

ANEXO A - Dados de solos analisados

Tabela A.1: Dados de horizontes analisados de Petrobras (2010).

Perfil	Horizonte	Textura (% argila)	Mat. Orgânica (g/kg)
031	A	13%	21,5
031	AB	16%	7,8
035	A	18%	14,4
035	AB	26%	10,2
037	A	15%	10,9
037	AB	22%	7,8
039	A	13%	17,3
045	A	6%	8,1
049	A	17%	18,7
049	AB	17%	7,8
051	A	13%	16
051	AC	12%	12
054	A	18%	13,6
054	AB	22%	7,7
055	A	32%	13,4
055	AB	36%	10,6
057B	A	2%	11
057B	AB	5%	6,5
058	A	6%	20,4
058	AB	16%	10,5
060	A	22%	21,1
060	AB	24%	11,2
061	A	27%	21,1
061	AB	30%	11,2
065	A	32%	60,30
065	AB	37%	11,20
068	A1	7%	11,40
068	A2	3%	6,60
068	AE	2%	4,90
069	A	15%	14,20
069	AB	15%	6,80

continua na próxima página

Tabela A.1 - - *continuação da página anterior*

Perfil	Horizonte	Textura (% argila)	Mat. Orgânica (g/kg)
070	A	27%	20,20
070	AB	31%	10,00
074	A	5%	16,20
074	AB	19%	8,30
075	A	18%	11,50
075	AB	25%	7,50
078	A	19%	14,20
078	AB	24%	9,10
079	A	6%	29,60
079	AB	20%	10,10
080	A	22%	8,40
086	A	15%	9,60
086	AB	24%	7,40
088	A	3%	18,00
088	AC	9%	6,50
090	A	14%	6,00
090	AB	15%	3,00
094	A	14%	15,60
094	AB	23%	8,00
095	A	29%	25,00
095	AB	29%	15,00
096	A	21%	19,60
096	AB	25%	14,40
099	A	12%	19,20
099	AB	12%	9,00
101	A	11%	14,40
101	AB	12%	10,70
103	A	10%	8,20
103	AB	13%	7,90
105	A	15%	10,00
105	AB	16%	9,30
106	A	15%	22,80
106	AB	18%	9,60
108	A	16%	10,20
108	AB	19%	8,40
110	A	9%	15,10
110	AB	10%	10,20
123	A	12%	11,22
123	AB	13%	10,32
136	A	25%	22,20
136	AB	25%	16,56
139	A	16%	8,20
139	AB	21%	7,20
143	A	14%	15,00
143	AB	14%	7,70

continua na próxima página

Tabela A.1 - *continuação da página anterior*

Perfil	Horizonte	Textura (% argila)	Mat. Orgânica (g/kg)
150	A	16%	18,40
150	AB	19%	9,80
158	A	5%	13,80
158	AB	25%	10,80