DIEGO BORTOLINI

ESTIMATIVA DA RETENÇÃO E DISPONIBILIDADE DE ÁGUA EM SOLOS DE SANTA CATARINA

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do título de doutor no Curso de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade do Estado de Santa Catarina - UDESC.

Orientador: Dr. Jackson Adriano Albuquerque
Co-orientador: Dr. Jaime Antônio de Almeida
Co-orientador: Dr. André da Costa

LAGES, SC
2016

Ficha catalográfica elaborada pela Bibliotecária
Renata Weingärtner Rosa – CRB 228/14ª Região
(Biblioteca Setorial do CAV/UDESC)

Capacidade de campo. Ponto de murcha permanente. Disponibilidade de água as plantas. Curva de retenção de água no solo. Funções de pedotransferência. Análise de trilha. Análise de regressão múltipla.

Bortolini, Diego
Estimativa da retenção e disponibilidade de água em solos de santa catarina/ Diego Bortolini; orientador: Jackson Adriano Albuquerque. – Lages, 2016.
211 f.

Tese (Doutorado) – Centro de Ciências Agroveterinárias / UDESC

1. Capacidade de campo. 2. Ponto de murcha permanente. 3. Disponibilidade de água as plantas. 4. Pedofunções. 5. Curva de retenção de água no solo 6. Análise de trilha. 7. Análise de regressão múltipla. I. Título.

CDD – 634.92

DIEGO BORTOLINI

ESTIMATIVA DA RETENÇÃO E DISPONIBILIDADE DE ÁGUA EM SOLOS DE SANTA CATARINA

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do título de doutor no Curso de Pós-Graduação em Ciência do Solo da Universidade do Estado de Santa Catarina – UDESC.

Aprovado em:____/____/_____ Homologado em:____/____/_____

Banca Examinadora:

Orientador/presidente Dr. Jackson Adriano Albuquerque (UDESC/Lages – SC)	Co-orientador Dr. Jaime Antônio de Almeida (UDESC/Lages – SC)
Membro Dr. Álvaro Luiz Mafra (UDESC/Lages – SC)	Membro Dr. Letícia Sequinatto (UDESC/Lages – SC)
Membro Dr. André da Costa (IFC/Rio do Sul – SC)	Membro Dr. Raquel Stucchi Boschi (USP-ESALQ/Piracicaba – SP)

Ao meu filho Luiz Henrique e a minha eterna companheira Luana por serem meus inspiradores e motivadores.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente àquele que é a causa primária na criação, a Deus, e a todos aqueles que nos guiam.

À UDESC, em nome dos seus funcionários e servidores, e ao curso de pós-gradução em Ciência do Solo, em nome dos professores pelas contribuições para minha formação como doutor em Ciência do Solo.

Aos colegas do laboratório de Física e Manejo do Solo, e aos demais colegas de curso, pela amizade durante nossa convivência, e auxílio nos trabalhos por nós realizados.

Ao professor Jackson Adriano Albuquerque, pela orientação.

Novamente faço agradecimento aos meus pais, Valter e Ieda, pelo trabalho incansavelmente que possibilitou a condição de hoje chegarmos a esse nível de estudo. Também deixo aqui agradecimento aos meus irmãos, Everton e Willian.

E por último, à Luana e Luiz Henrique, pois mantiveram em mim o ânimo em seguir no caminho da pós-graduação, com compreensão e amor.

“Ninguém acende uma candeia para pô-la debaixo do alqueire; põe-na, ao contrário, sobre o candeeiro, a fim de que ilumine a todos os que estão na casa.” (Jesus Cristo) “Assim deve ser a ciência!”

RESUMO

BORTOLINI, Diego. Estimativa da retenção e disponibilidade de água em solos de Santa Catarina. 2016. 237 f. Tese (Doutorado em Manejo do Solo) – Universidade do Estado de Santa Catarina. Programa de Pós-Graduação em Ciência do Solo, Lages, SC. 2016.

RESUMO

É necessário o conhecimento da retenção e disponibilidade de água no solo, pois são fatores de produção agrícola, os quais podem ser medidos diretamente ou estimados por pedofunções. Alguns trabalhos de retenção e disponibilidade de água no solo foram iniciados no Estado de Santa Catarina, mas estes necessitam de sequência, sobretudo no estudo da área superficial específica (ASE) e limites de consistência do solo e na ampliação das áreas/regiões de estudo, assim como uso de outras técnicas além das regressões múltiplas lineares, tais como redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação. Assim, o objetivo do estudo foi ampliar o banco de dados de perfis amostrados a fim de estimar a capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível através de regressões múltiplas lineares, redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação em solos do Estado de Santa Catarina de forma mais eficiente do que às atuais funções de pedotransferência. Para isso, amostras dos horizontes de setenta perfis foram coletadas para determinação da granulometria, grau de floculação, limites de liquidez e de plasticidade, condutividade hidráulica saturada, curva de retenção de água, ASE e teor de carbono orgânico (CO). As propriedades do solo foram submetidas à análise de regressão simples e análise de trilha, para avaliar a relação entre as propriedades. Foram geradas funções de pedotransferência foram geradas através de análise de regressão múltipla pelo procedimento STEPWISE, também foram construídas redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação,

considerando como variáveis dependentes a capacidade de campo (CC), ponto de murcha permanente (PMP) e água disponível (AD), e como independente as demais propriedades do solo, através do teste de oito modelos. A análise de correlação indicou que as propriedades do solo se correlacionaram com CC e PMP, sendo que a areia atua de forma negativa, principalmente as suas frações mais finas, já a argila, os limites de consistência, CO e ASE se correlacionaram positivamente. A análise de trilha revelou que parte desta correlação foi devido ao efeito indireto da argila. Os solos mais argilosos apresentaram maior CC e PMP, e solos arenosos apresentaram menor CC e PMP, e solos siltosos apresentaram maior AD. As redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação estimaram melhor CC, PMP e AD que a regressão múltipla linear. Os melhores modelos para CC e PMP foram os que utilizaram a microporosidade.

PALAVRAS-CHAVE: Produção agrícola, Estresse hídrico, Ponto de murcha permanente, Capacidade de campo, Água disponível.

ABSTRACT

BORTOLINI, Diego. Estimate the retention and availability water in soils of Santa Catarina. 2016. 237 f. Thesis (Doctorate in Soil Science) Universidade do Estado de Santa Catarina. Postgraduate program in Soil Science, Lages, SC. 2016.

It is necessary to know the retention and availability of water in the soil, for are aspects of agricultural production, which can be directly measured or estimated by pedotransfer functions. Some works of the retention and water availability in the soil, they were initiated in the state of Santa Catarina, but these require sequence, specially in the study of specific surface area (SSA) and soil consistency limits and expansion of areas / study areas, as well as use of other techniques beyond the linear multiple regression, such as artificial neural networks and decision trees / classification. The aim of the study was to increase the profile database sampled to estimate the field capacity, permanent wilting point and water available through linear multiple regression, artificial neural networks and decision trees / classification in Santa Catarina state soil more efficiently than the current pedotransfer functions. For this, samples of horizons seventy profiles were collected to determine grain size, flocculation grade, liquidity and plasticity limits, saturated hydraulic conductivity, water retention curve, ASE and organic carbon (CO). Soil properties were submitted to simple regression analysis and trail analysis to evaluate the relationship between the properties. Pedotransfer functions were generated through multiple regression analysis by STEPWISE procedure, were also built artificial neural networks and decision trees / classification, considering as dependent variables to field capacity (FC), permanent wilting point (PWP) and available water (AD) and independent as other soil properties through eight test models. Correlation analysis indicated that soil properties correlated with FC and PWP, and the sand acts negatively, particularly their finer

fractions, since the clay, the consistency limits, CO and SSA were positively correlated. Trail analysis revealed that part of this correlation was due to the indirect effect of clay. The most clay soils are more CF and PWP, and sandy soils had lower CF and PWP, and silty soils had higher AD. Artificial neural networks and decision trees / classification estimated best CF, PWP and AD that the linear multiple regression. The best models for CF and PWP were those who used microporosity.

KEY WORDS: Agricultural production, water stress, wilting point permanent, field capacity, available water.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Exemplo de curva característica de retenção de água no solo. A função foi ajustada pela equação de Van Genuchten (1980). 54
Figura 2 - Mapa da localização dos 70 perfis amostrados. Em amarelo: perfis utilizados em Costa et al. (2013), em vermelho: perfis acrescentados neste trabalho. 75
Figura 3 - Triângulo textural apresentando os teores médios de carbono orgânico (g kg^{-1}) nas diferentes classes texturais, para todos os horizontes superficiais e subsuperficiais. 106
Figura 4 - Distribuição granulométrica dos horizontes do solo analisados, através da classificação proposta por SANTOS, LEMOS et al. (2005). 121
Figura 5 - Capacidade de campo do solo (cm^3 cm^{-3}), médias em diferentes classes granulométricas para o Estado de Santa Catarina, nas camadas superficiais (a) e subsuperficiais (b). 125
Figura 6 - Ponto de murcha permanente do solo (cm^3 cm^{-3}), médias em diferentes classes granulométricas para o Estado de Santa Catarina, nas camadas superficiais (a) e subsuperficiais (b). 126
Figura 7 - Capacidade de água disponível no solo (cm^3 cm^{-3}), médias em diferentes classes granulométricas para o Estado de Santa Catarina, nas camadas superficiais (a) e subsuperficiais (b). 127
Figura 8 - Variação da capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível em função das classes texturais de solos do Estado de Santa Catarina, horizontes superficiais (a) e subsuperficiais (b). 131
Figura 9 - Curva de retenção de água e parâmetros da equação de van Genuchten (1980), na camada de 0-50 cm de profundidade de solo agrupados por Tipo de Solo (IN 2/2008 do MAPA) no Estado de Santa Catarina. 155
Figura 10 - Curva da condutividade hidráulica não saturada estimada pelo modelo de van GENUCHTEN (1980), na camada de 0-50 cm de profundidade de solos agrupados por

Tipo de Solo (IN 2/2008 do MAPA) no Estado de Santa Catarina. 156
Figura 11 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de R^2 de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com três variáveis de entrada. 183
Figura 12 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de R^2 de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com quatro variáveis de entrada. 184
Figura 13 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de REQM de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com quatro variáveis de entrada. 185
Figura 14 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de R^2 de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com oito variáveis de entrada. 186
Figura 15 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de REQM de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com quatro variáveis de entrada. 187

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estimativa de agua necessária para produção de algumas culturas. 53
Tabela 2 - Potencial mátrico crítico para produtividade máxima. 55
Tabela 3 - Valores aproximados de potencial matricial letal para algumas espécies. 57
Tabela 4 - Estatística descritiva de diferentes propriedades e características do solo em horizontes superficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014. 92
Tabela 5 - Estatística descritiva de diferentes propriedades e características do solo em horizontes superficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014. 94
Tabela 6 - Coeficiente de correlação de postos de Spearman entre diferentes propriedade e características do solo e capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível em horizontes superficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014. 96
Tabela 7 - Coeficiente de correlação de postos de Spearman entre diferentes propriedade e características do solo e capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível em horizontes subsuperficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014. 98
Tabela 8 - Coeficientes de determinação obtidos entre regressões lineares múltiplas e utilizando diferentes efeitos fixos para estimativa da capacidade de campo (CC), ponto de murcha permanente (PMP), e conteúdo de água disponível (AD) em diferentes perfis de solo no Estado de Santa Catarina. 109
Tabela 9 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte e CO. 112
Tabela 10 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte, CO e LP. 114

Tabela 11 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte, CO e ASE. 116
Tabela 12 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte, CO e microporosidade. 118
Tabela 13 - Capacidade de campo e ponto de murcha permanente em horizontes agrupados em diferentes classes texturais em solos do Estado de Santa Catarina. 122
Tabela 14 - Conteúdo de água disponível em horizontes agrupados em diferentes classes texturais em solos do Estado de Santa Catarina. 123
Tabela 15 – Número de amostras (n), teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}) e altitude (m) de solos do Estado de Santa Catarina agrupados por classes texturais.....129
Tabela 16 - Capacidade de campo em horizontes agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina. 133
Tabela 17 - Ponto de murcha permanente em horizontes agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina. 134
Tabela 18 - Água disponível em horizontes agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina. 135
Tabela 19 – Número de amostras (n), teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}) e altitude (m) de solos do Estado de Santa Catarina agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina. 137
Tabela 20 - Capacidade de campo e erro padrão em horizontes superficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina. 141

Tabela 21 - Capacidade de campo e erro padrão em horizontes subsuperficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina. 142
Tabela 22 – Ponto de murcha permanente e erro padrão em horizontes superficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina. 143
Tabela 23 - Ponto de murcha permanente e erro padrão em horizontes subsuperficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina. 144
Tabela 24 - Conteúdo de água disponível e erro padrão em horizontes superficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina. 145
Tabela 25 - Conteúdo de água disponível e erro padrão em horizontes subsuperficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina. 146
Tabela 26 - Teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}) e altitude (m) nos horizontes superficiais, de solos do Estado de Santa Catarina agrupados em diferentes litologias de formação dos solos do Estado de Santa Catarina. 147
Tabela 27 - Teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}), altitude (m) nos horizontes subsuperficiais, de solos do Estado de Santa Catarina agrupados em diferentes litologias de formação dos solos do Estado de Santa Catarina. 148
Tabela 28 - Capacidade de campo, ponto de murcha permanente e conteúdo de água disponível em horizontes agrupados em diferentes classes texturais pela IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina. 151
Tabela 29 - Teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}), altitude (m) de solos do Estado de Santa Catarina agrupados nos diferentes tipos de solo classificados através da IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina. 152

Tabela 30 – Capacidade de campo (CC, $cm^3\ cm^{-3}$), ponto de murcha permanente (PMP, $cm^3\ cm^{-3}$), água disponível (AD, $cm^3\ cm^{-3}$), e capacidade de água disponível (CAD, mm), na camada de 0-50 cm de profundidade de solos agrupados por tipo de solo utilizando a IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina. 154
Tabela 31 - Teores médios de argila, silte e areia ($g\ kg^{-1}$), carbono orgânico (CO, $g\ kg^{-1}$) e altitude (m) na camada de 0-50 cm de profundidade de solos do Estado de Santa Catarina agrupados nos diferentes tipos de solo classificados através da IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina. 154
Tabela 32 – Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais e subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando diferentes bancos de validação. 161
Tabela 33 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando diferentes bancos de validação. 164
Tabela 34 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de

pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes e subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando diferentes bancos de validação. 167
Tabela 35 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais e subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando os diferentes bancos de ajuste. 170
Tabela 36 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando os diferentes bancos de ajuste. 173
Tabela 37 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando os diferentes bancos de ajuste. 176
Tabela 38 – Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as redes neurais artificiais ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de

dados de **horizontes superficiais e subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada. 189
Tabela 39 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as redes neurais artificiais ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada. 190
Tabela 40 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as redes neurais artificiais ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada. 191
Tabela 41 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as árvores de decisão ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais e subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada. 194
Tabela 42- Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as árvores de decisão ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada. 195
Tabela 43 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as árvores de decisão ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada. 196

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AD	Água disponível
ADC	Árvore de decisão/classificação
AIC	Índice de informação de Akaike
ASE	Área superficial específica
CAD	Capacidade de água disponível
CC	Capacidade de campo
CO	Carbono orgânico
CRAS	Curva de retenção de água no solo
DMS	Diferença mínima significativa
DP	Densidade de partícula
DS	Densidade do solo
EAM	Erro absoluto médio
EGME	Etilenoglicol monoetil éter
EMBRAPA	Empresa brasileira de pesquisa agropecuária
EP	Erro padrão
FAO	
IP	Índice de plasticidade
KHS	Condutividade hidráulica saturada
LL	Limite de liquidez
LP	Limite de plasticidade
LPeg	Limite de pegajosidade
MAPA	Ministério da agricultura, pecuária e abastecimento
MO	Matéria orgânica
MLP	Multilayer perceptron
PMP	Ponto de murcha permanente
PROAGRO	Programa de Garantia da Atividade Agropecuária
PT	Porosidade total
REQM	Raiz do erro quadrático médio
RML	Regressão múltipla linear
RNA’s	Redes neurais artificiais
SC	Santa Catarina

SiBCS	Sistema brasileiro de classificação de solos
SIGs	Sistema de informação geográfica
SQE	Soma do quadrado do erro
TFSA	Terra fina seca ao ar
UDESC	Universidade do Estado de Santa Catarina
USDA	United States Department of Agriculture
WEKA	Waikato Environment for Knowledge Analysis
WP4	Water Potential four

LISTA DE SÍMBOLOS

%	Porcentagem
L	Litro
Kg	Quilograma
-ψm	Potencial matricial
Log	Logaritmo
kPa	Quilopascal
ψg	Potencial gravitacional
θv	Umidade volumétrica
θr	Umidade residual
Ks	Condutividade hidráulica saturada
Bar	Bar
MPa	Megapascal
r	Coeficiente de correlação de Pearson
R^2	Coeficiente de determinação
cm	Centímetro
mm	Milímetro
NaOH	Hidróxido de sódio
N	Normalidade
mL	Mililitro
rpm	Rotação por minuto
g	Grama
m^2	Metro quadrado
°C	Grau Célcius
cmolc	Centimol de carga
kg	Quilograma
K	Potássio
Na	Sódio
Al	Alumínio
KCl	Cloreto de potássio
Ca	Cálcio
Mg	Magnésio
H	Hidrogênio
P	Fósforo
CTC	Capacidade de troca de cátions

V%	Saturação por bases
m%	Saturação por alumínio
ρ	Coeficiente de correlação de Spearman
µm	Micrometro
<	Menor que
>	Maior que
≤	Menor ou igual a
∑	Somatório
d	Índice de concordância
H_2O	Água
dm	Decímetro
hPa	Hectopascal

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO 49
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 51
2.1 ÁGUA NO SOLO 51
2.2 FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA 61
3 HIPÓTESES 72
4 OBJETIVOS 73
4.1 OBJETIVO GERAL 73
4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS 73
5 MATERIAL E MÉTODOS 74
5.1PERFIS DOS SOLOS AMOSTRADOS 74
5.2 DETERMINAÇÕES E MÉTODOS DE LABORATÓRIO 74
5.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA 78
5.3.1 Análise de correlação 78
5.3.2 Análise de trilha 78
5.3.3 Análise da retenção e disponibilidade de água em diferentes agrupamentos dos solos 80
5.3.4 Geração das funções de pedotransferência 81
5.3.4.1 Funções de pedotransferência contínuas pontuais por regressão múltipla linear 82
5.3.4.2 Funções de pedotransferência contínuas pontuais por redes neurais artificiais 83
5.3.4.3 Árvore de decisão 85
5.3.4.4 Indicadores estatísticos utilizados para avaliação das funções de pedotransferência pontuais 86
6 RESULTADOS E DISCUSSÃO 89

6.1 DESCRIÇÃO DA VARIABILIDADE DOS DADOS E RELAÇÃO ENTRE ELES, USO DA ANÁLISE DE TRILHA 89
6.1.1 Variabilidade e relações entre as propriedades/ características 89
6.1.1.1 Propriedades hidráulicas 89
6.1.1.2 Granulometria 100
6.1.1.3 Densidade do solo e de partículas 101
6.1.1.4 Estabilidade de agregados 102
6.1.1.5 Carbono orgânico 102
6.1.1.6 Limites de Atterberg (Consistência do solo) ..103
6.1.1.7 Área superficial específica 104
6.1.1.8 Características/propriedades químicas 104
6.1.1.9 Características/propriedades mineralógicas 104
6.1.1.10 Altitude 105
6.1.1.11 Considerações 106
6.1.2 Análise de trilha 107
6.1.2.1 Considerações 119
6.2 AGRUPAMENTOS DE RETENÇÃO E DISPONIBILIDADE DE ÁGUA NO SOLO 120
6.2.1 Retenção e disponibilidade de água por classes texturais 120
6.2.2 Retenção e disponibilidade de água por classes de solo 132
6.2.3 Retenção e disponibilidade de água por litologia do solo 139
6.2.4 Retenção e disponibilidade de água *versus* Tipo de solo – IN 2/2008 do MAPA 149

6.3 FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA CONTÍNUAS PONTUAIS 156
6.3.1 Regressões múltiplas lineares: construção e validação 156
6.3.2 Redes neurais artificiais: estrutura, construção e validação 178
6.3.3 Árvores de Decisão/Classificação 192
6.3.4 Considerações sobre os métodos de estimativa 196
7 CONCLUSÕES 199
REFERÊNCIAS 201
APÊNDICES 220
ANEXOS 238

1 INTRODUÇÃO

A água é um componente essencial ao ambiente, especialmente para os seres vivos. O volume de água disponível no solo para as plantas determina a produtividade das culturas agrícolas em muitas regiões do mundo. Sua magnitude varia desde 4% em solos excessivamente arenosos até 28% em solos siltosos. Esta variação depende da textura, mineralogia, matéria orgânica, propriedades químicas e estrutura do solo, os quais necessitam ser mais bem avaliados para entender a retenção e disponibilidade de água no solo (COSTA, 2012). Nos solos com menor disponibilidade, o estresse hídrico é mais frequente e quando ocorre, os processos moleculares e fisiológicos (RAMOS et al., 1999), o desenvolvimento e a produtividade das culturas são prejudicados.

Informações sobre o teor de água no solo são necessárias para alimentar modelos hidrológicos (SIMUNECK et al., 1999; PAZ & RAMOS, 2004). Assim, conhecer a disponibilidade de água em função das propriedades do solo é de grande utilidade na escolha das áreas de cultivo, épocas de plantio ou semeadura da cultura a ser implantada e da necessidade ou não de irrigação, conforme está detalhado nas portarias de zoneamento agrícola de risco climático do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (BRASIL, 2008).

Os métodos diretos para determinar o teor de água no solo demandam tempo e disponibilidade de equipamentos caros, dificultando a sua utilização em larga escala. Para superar essas dificuldades pesquisadores propuseram modelos matemáticos que estimam a retenção de água (MENG et al., 1987; ARRUDA et al., 1987; BELL & van KEULEN, 1995; BERG et al., 1997; PACHEPSKI & RAWLS, 1999), conhecidos por equações ou funções de pedotransferência (pedofunções). As funções de pedotransferência podem ser

definidas como funções utilizadas para fazer estimativas de propriedades dos solos a partir de outras propriedades medidas rotineiramente com maior facilidade e baixo custo (MCBRATNEY et al., 2002). O termo função de pedotransferência foi introduzido por Bouma (1989) para padronizar outros termos anteriormente utilizados com a mesma finalidade (MCBRATNEY et al., 2002).

Em Santa Catarina existem três estudos realizados com alguns solos: Giarolla et al. (2002) avaliou 18 solos dos Estados de Santa Catarina e do Rio Grande do Sul, determinando propriedades relacionadas à água no solo; Costa (2012) em seu trabalho de tese desenvolveu estudo pioneiro na geração e validação de funções de pedotransferência para o Estado de Santa Catarina; e Mendes (2014) deu sequência a este trabalho, aumentando o banco de dados e fazendo uso da técnica das redes neurais artificiais. Estes estudos ainda necessitam de complementação, visto que propriedades importantes do solo como área superficial específica e os limites de Atterberg, relacionadas à retenção de água, não foram contemplados, assim como algumas regiões do estado não tiveram unidades de mapeamento coletadas e devem ser inseridas no banco de dados para a geração das pedofunções.

Costa (2012) trabalhou com funções de pedotransferência contínuas pontuais e paramétricas, e de classe. Na sequência, Mendes (2014) utilizou a técnica de redes neurais artificiais para a estimativa de retenção e disponibilidade de água para solos do Estado de Santa Catarina, e conseguiu melhores estimativas da retenção e disponibilidade de água, e deixou espaço para melhorias na configuração das redes neurais em trabalhos posteriores.

Com o desenvolvimento de técnicas específicas para o Estado de Santa Catarina será possível estimar a susceptibilidade ao déficit hídrico para os solos estudados; também será possível identificar áreas geográficas mais susceptíveis ao déficit hídrico às plantas em caso de estiagem,

com base nos dados obtidos e conforme os levantamentos de solo e regime pluviométrico. Conhecer a dinâmica da água no solo possibilita planejar melhor o uso do solo e da água e alertar aos órgãos de assistência técnica para incentivar a adoção de medidas mitigadoras, como irrigação, *mulching* (cobertura do solo), plantio direto, uso de cultivares mais tolerantes a seca, ou a troca de culturas nos solos e/ou regiões identificados como mais susceptíveis à estiagem.

Portanto este estudo terá aplicabilidade aos usuários que realizam planejamento de uso e manejo do solo, aos gestores de políticas públicas e diretamente aos agricultores, pois se espera gerar um processo fácil de entender e de obter os resultados sobre retenção e disponibilidade de água no solo. Como produto final deste estudo, será disponibilizado pela UDESC na página fisica.cav.udesc.br, para acesso gratuito e público: funções de pedotransferência, um aplicativo (usando os resultados das redes neurais artificiais), e árvores de decisão/classificação com os melhores resultados da estimativa da retenção e disponibilidade de água nos solos de Santa Catarina. Será disponibilizado três mapas (um para capacidade de campo, um para ponto de murcha permanente e um com a disponibilidade de água), em horizontes superficiais, baseados na classificação de solos do Estado de Santa Catarina. Também será disponibilizado seis triângulos texturais (um para capacidade de campo, um para ponto de murcha permanente e um com a disponibilidade de água), para horizontes superficiais e subsuperficiais, baseados nos dados de granulometria dos solos do Estado de Santa Catarina.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 ÁGUA NO SOLO

A preocupação mundial com o uso dos recursos naturais produz na pesquisa a necessidade do estudo de formas de utilização racionais destes, ou seja, que se aumente a eficiência

da utilização dos recursos. Dentre os recursos naturais explorados, a água está entre os principais, se não o principal utilizado nas atividades humanas. A agricultura é essencialmente dependente do uso da água, isto torna importante dentro dos estudos agronômicos à dinâmica da água, e da mesma forma dentro da área da Ciência do Solo.

O solo representa importante fase do ciclo da água na natureza, por este ser importante reservatório e, sobretudo é responsável pela disponibilidade de água às plantas e abastecimento de cursos hídricos. A armazenagem e movimentação de água no solo é resultado da interação das características do solo. Portanto, em todos os cultivos agrícolas é necessário conhecer as características do solo na qual esta será implantada, pois cada ambiente possui características específicas de solo, portanto uma capacidade de armazenamento e disponibilidade de água distinta.

Também é muito variável o consumo de água entre distintas culturas agrícolas e o volume de água requerido é elevado (Tabela 1), principalmente para que se alcancem altas produtividades. Portanto é necessário além de armazenar, poder disponibilizar a água que está armazenada no solo às plantas de forma a atender a sua demanda. Solos com maior capacidade de disponibilizar água às plantas tem vantagem produtiva comparada a solos com menor capacidade, como é o caso de solos mais argilosos ou siltosos, principalmente em época de déficit hídrico, pois disponibilizarão água por mais tempo (COSTA et al., 2013).

Tabela 1 - Estimativa de agua necessária para produção de algumas culturas.

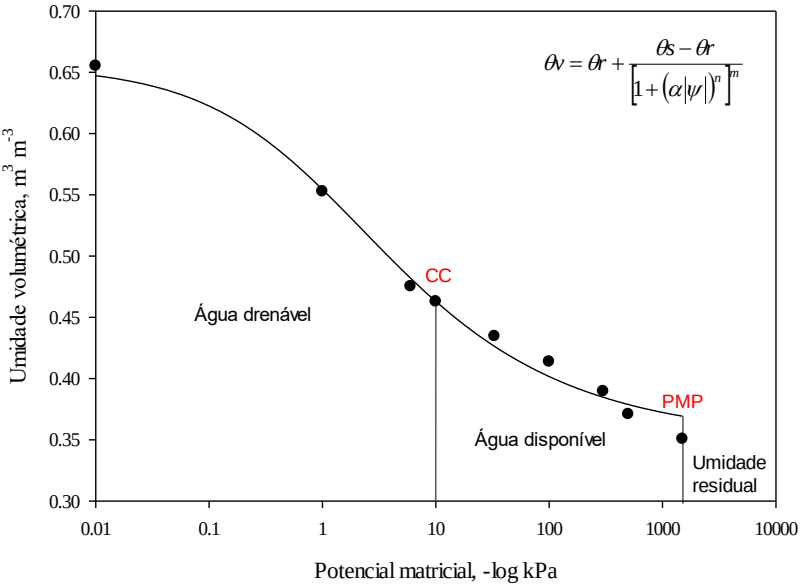
Produto	Água requerida, L kg^{-1*}	Trabalho
Soja	2.000	USDA-NASS, 1998
Arroz	1.600	Synder, 2000
Sorgo	1.300	Klocke et al., 1996
Alfafa	1.100	USDA-NASS, 1998
Trigo	900	USDA, 1997
Milho	650	Benham et al., 1999; Palmer, 2001
Batata	630	USDA-NASS, 1998
Milheto	272	Baltensperger et al., 1996

Fonte: produção do próprio autor, adaptado de Pimentel (2004).
*L kg^{-1}: litros de água por quilograma de grãos produzidos por safra.

Dois são os fenômenos que governam a retenção de água no solo, a capilaridade e a adsorção. A capilaridade depende da presença da interface água-ar para acontecer, chamada de meniscos, onde a curvatura destes irá variar conforme o tamanho do poro, de forma que quanto menor o poro, mais fortemente retida será a água. Como o solo possui uma variedade grande de poros tanto em forma como em diâmetro, aplicando uma energia determinada, esvaziam-se primeiro os poros maiores e, à medida que se aumenta a energia, esvaziam-se cada vez poros menores. Já a adsorção é dependente da espessura do filme de água que recobre a superfície das partículas do solo, sendo dependente, portanto das características específicas destas como a área superficial específica (HILLEL, 1980).

A retenção de água em um solo é expressa pela curva de retenção de água, a exemplo da Figura 1, que relaciona o conteúdo volumétrico de água no solo com o potencial matricial ($-\psi m$), em que aquele volume de água está retido. Da curva de retenção algumas propriedades do solo podem ser determinadas, como a porosidade total, a capacidade de campo, o ponto de murcha permanente e a água disponível.

Figura 1 - Exemplo de curva característica de retenção de água no solo. A função foi ajustada pela equação de Van Genuchten (1980).



Fonte: produção do próprio autor.

O máximo volume de água que o solo pode comportar é expresso na saturação, representado como volume total de poros, também chamada porosidade total. Com o início do secamento do solo há a ação do potencial gravitacional (ψg) até que a umidade atinja a capacidade de campo (CC; ψm de -10 kPa em solos arenosos ou -33 kPa em solos argilosos e francos). Corresponde à umidade do solo retida por um perfil de solo não vegetado e coberto (sem efeito de evapotranspiração), após sua saturação com água e drenagem por alguns dias. Equivale a água retida em tensão maior do que a força da gravidade. Com a continuidade do secamento do solo se chegará ao ponto de murcha permanente (PMP; ψm de -1.500 kPa). Corresponde a umidade do solo quando as plantas cultivadas são levadas a uma condição de murcha da qual elas não podem mais se recuperar quando colocadas em

uma atmosfera aproximadamente saturada com vapor de água, sem a adição de água no solo. Esses conceitos foram inicialmente definidos por Veihmeyer e Hendrikson (1927).

A capacidade do solo em disponibilizar água às plantas se refere ao volume de água disponível (AD), o qual é calculado pela diferença entre a CC (ψm de -10 ou -33 kPa) e o PMP (-1500 kPa). A máxima produtividade de culturas é obtida em potenciais iguais ou ligeiramente inferiores a CC (Tabela 2), mostrando a importância da retenção de água no solo dentro da zona da água disponível. O volume de poros que é responsável pela drenagem gravitacional da água no solo está entre o volume total de poros e a CC. O volume de água retida à ψm mais negativo que o ponto de murcha permanente até o solo seco é denominado de água indisponível às plantas, apresentado na Figura 1 como umidade residual.

Tabela 2 - Potencial mátrico crítico para produtividade máxima.

Culturas	Potencial Mátrico Crítico (kPa)	Culturas	Potencial Mátrico Crítico (bar)
Tomate	10-25	Melancia	30-50
Repolho	30-50	Cebola	40-60
Alface	20-30	Milho Verde	40-60
Ervilha Verde	20-30	Uva	40-60
Pimenta	20-40	Citrus	50-70
Batata	30-50	Milho Grão	50-70
Pimentão	30-50	Feijão Grão	50-75
Melão	30-50	Soja	50-80
Banana	30-50	Maçã	50-80

Fonte: http://www.leb.esalq.usp.br/disciplinas/Patricia/LEB_1571/Aula4_Irrigacao.pdf

Pode-se aqui levantar um questionamento sobre quais são os pontos importantes da curva de retenção de água a serem estudados. O primeiro ponto a ser considerado, como já foi citado anteriormente (Tabela 2), é que existe um potencial matricial que a disponibilidade de água às plantas é favorável ao melhor crescimento, desenvolvimento e maior

produtividade, e este pode ser considerado nos estudos da retenção e disponibilidade de água no solo.

O ψm a ser considerado como CC é discutível. O conceito de capacidade de campo (CC) provém de observações a campo de umidade do solo, e se procurou relacioná-la com a drenagem natural do solo após ser saturado. Por conta da dificuldade de ser mensurada a campo, e em laboratório haver maior praticidade, para a CC foram introduzidos de forma arbitrária os potenciais de -10 ou -33 kPa para a sua determinação. Sendo que o primeiro representaria a CC em solos de textura arenosa, e mais recentemente tem se considerado este ψm para Latossolos, por sua estrutura granular, e estes por possuírem maior heterogeneidade estrutural no perfil e apresentarem condutividade hidráulica que decresce rapidamente e juntamente com o fluxo de água, e o segundo em solos de textura argilosa e franca.

Em condições de campo, a retenção da água após o solo ser saturado sofre a influência de outros fatores do sistema, e não somente a ação da força gravitacional. Drenagem, evapotranspiração, acréscimo de água ao sistema por irrigação, chuva, orvalho, a estrutura ao longo do perfil, textura e seu gradiente, condutividade hidráulica, umidade que o solo se encontrava antes da saturação e a lâmina de água aplicada, estes e outros fatores afetam a determinação da CC. A determinação em laboratório acaba diferindo dos teores de água obtidos em determinação a campo, devida à arbitrariedade dos valores de ψm para a CC e, portanto, o ψm para CC diferem entre solos.

Não somente a CC possui problema na adequação de um potencial ideal, o PMP também possui um potencial com uso generalizado (-1.500 kPa). O PMP leva em consideração a capacidade que a planta tem em extrair a água retida ao solo e, se o volume de água de um solo ficar retido em potenciais matriciais inferiores ao PMP, a planta não teria condições de absorver a água. Mas o valor usual para o PMP não leva em

consideração o fato que diferentes espécies vegetais possuem diferentes respostas a absorção da água no solo e, portanto, cada uma terá um potencial matricial que seja o seu PMP. Procópio et al. (2004) encontraram PMP de -0,25 a -0,35 MPa para soja e feijão. Outros exemplos de ψm estão apresentados na Tabela 3, tratadas como letais neste exemplo.

Cada intervalo representado na curva de retenção de água no solo pode estar associado a alguma propriedade do solo (granulometria, estrutura, carbono orgânico, consistência, área superficial específica), e o volume de água para cada intervalo é associado às características do solo (classes granulométricas, denso, compactado, alto ou baixo conteúdo de carbono orgânico e área superficial específica). Desta forma se considera que a água retida a ψm menos negativo está relacionada à estrutura do solo, e ao efeito da matéria orgânica no solo (RAWLS et al., 1991). A água retida a ψm mais negativo está relacionada com a granulometria do solo, principalmente o teor de argila, área superficial específica, e com os argilominerais presentes (GUPTA & LARSON, 1979).

Tabela 3 - Valores aproximados de potencial matricial letal para algumas espécies.

Espécie	Ψm (kPa)	Espécie	Ψm (kPa)
Tomate	-1.400	Trigo	-3.000
Feijão	-1.500	Milheto	-3.000
Vitis vinifera	-1.500	Amendoim	-3.500
Citrus spp.	-2.000	Guandu	-3.500
Milho	-2.000	Sorgo	-3.500
Girassol	-2.200	Algodão	-3.500
Feijão-caupi	-2.500	Algaroba	-4.500
Soja	-2.500	Beterraba	-5.000
Cevada	-3.000	Acácia	-6.000

Fonte: dados apresentados por Boyer (1978).

As frações granulométricas do solo têm importante papel na retenção de água no solo, através do efeito na estrutura do solo e consequentemente na distribuição, tamanho e continuidade dos poros. Adámoli et al. (1985) colocam que a

granulometria e a estrutura do solo são importantes na determinação das características dos poros, onde a água e o ar são retidos, e que alguns solos argilosos por apresentarem elevado índice de agregados, faz com que estes solos se comportem como solos de granulometria arenosa.

A mineralogia da fração argila define a área superficial específica (ASE), quantidade e tipo de cargas de superfície e a capacidade de retenção de água. Solos com maior presença de minerais do tipo 2:1 tem mais ASE e retenção de água do que solos mais cauliníticos (GAISER et al., 2000), e os óxidos também possuem alta ASE devido ao baixo tamanho destas partículas de argila. A ASE tem papel importante na retenção de água e outros elementos no solo, pois representa a quantidade de área que as partículas do solo possuem para retenção, tanto em superfície externa quanto internamente à sua estrutura, como em argilominerais do tipo 2:1. Por isso a ASE teria relação com a água retida a ψm mais negativos.

Outra propriedade considerada importante para a retenção e disponibilidade de água é a matéria orgânica, algumas vezes representada pelo conteúdo de carbono orgânico no solo. A influência da matéria orgânica sobre as demais propriedades do solo é complexa, e sobre a retenção de água no solo também. Rawls et al. (2003) encontraram que o acréscimo do teor de carbono aumenta a retenção de água, em qualquer classe textural, principalmente em solos que já possuem elevado teor de carbono orgânico naturalmente. Concluíram que em solos de baixo teor de carbono orgânico a elevação em seu teor eleva também a retenção em solos de granulometria mais grosseira e reduz a retenção em solos de granulometria fina.

Costa et al. (2013) observou que o aumento da retenção de água no solo pelo carbono orgânico também está associado ao efeito indireto das frações granulométricas de menor diâmetro (silte e argila), pois solos com maiores teores destas frações têm maiores teores de carbono orgânico, pela alta

proteção física, oclusão, que a estruturação destes solos proporcionam à matéria orgânica. Como os materiais orgânicos possuem alta ASE, colaboram mesmo em baixos conteúdos, com aumento na ASE total do solo e em consequência na retenção, à mesma maneira que os argilominerais.

Rawls et al. (2003) citam que o uso do conteúdo de matéria orgânica no solo é contraditório, e há trabalhos que incluem esta característica nos modelos de estimativa da CC e PMP, em outros o uso é específico à estimativa da CC ou da PMP, e existem trabalhos que não a incluem. Mas, juntamente com a granulometria é propriedade constante nos relatórios de levantamento de solos, importante para o uso em funções de pedotransferência que estimam a retenção e disponibilidade de água no solo.

Para a retenção de água no solo importante são as forças que causam a adesão da água à superfície das partículas. A expressão disso pode ser verificada na consistência do solo com as análises dos limites de Atterberg (limites de plasticidade, liquidez e pegajosidade). A consistência do solo, limites de Atterberg, não tem uso frequente no estudo da estimativa da retenção e disponibilidade de água no solo, mas pode ser relacionada à retenção da água no solo por expressar o fenômeno de adsorção da água às partículas. Sobre a consistência do solo a granulometria possui grande efeito, sobretudo a mineralogia e ASE.

A curva de retenção de água no solo é uma ferramenta que fornece várias informações sobre o comportamento da água no solo, como exemplo: porosidade total, volume de bioporos, macroporos, microporos e criptoporos, capacidade de campo, ponto de murcha permanente, capacidade de água disponível e não disponível, condutividade hidráulica não saturada e índice S.

A curva de retenção de água no solo é importante em sistemas de irrigação, onde a umidade é controlada e calculada em função da CC, PMP e disponibilidade de água do solo.

Freire e Scardua (1978) colocam que para a aplicação da irrigação em solos é necessário conhecer diversos parâmetros dentre os quais está à curva de retenção de água no solo, pois esta é específica para cada solo e muda entre horizontes do mesmo solo.

Devido à dificuldade de determinação da CC e PMP do solo *in situ*, geralmente se utiliza a medição realizada em laboratório (KLUTE, 1986; EMBRAPA, 2011), e para isto existem diferentes métodos. Dentre os principais métodos estão a psicometria, com o uso do WP4, a aplicação de tensões sobre a amostra, em colunas de areia e câmaras de Richards e uso de força centrífuga.

Costa, Oliveira e Kato (2008) citam que o método que utiliza a câmara de pressão de Richards, desenvolvido por Richards & Fireman (1943) possui desvantagens como a paralisação da drenagem devido à interrupção do contato entre a amostra e a placa porosa, sendo ainda um método demorado. Estes autores ainda discorrem sobre o uso da centrifugação e do psicrômetro, os quais determinam a CRAS mais rapidamente, mas ainda com algumas desvantagens. No caso da centrifugação há presença de grumos, que dificultam e podem limitar o fatiamento e a compactação da amostra (FREITAS JÚNIOR e SILVA, 1984). Para o psicrômetro há um erro a ser considerado nos ψm menores que -0,1 MPa, que pode sub ou superestimar a umidade (DECAGON, 2014).

As curvas resultantes de processos de secamento e umedecimento são diferentes, ou seja, elas não se transpõem, o que produz o chamado efeito de histerese. Esta diferença é resultante da diferença de preenchimento do volume de poros do solo pela água em determinado potencial, dado pela variabilidade do tamanho e formato de poros, também é função da maior ou menor expansão ou contração dos coloides do solo (COSTA, OLIVEIRA E KATO, 2008). Em geral o conteúdo de água no solo é menor na curva de umedecimento do que na de secamento do solo, mas para o manejo da irrigação, prefere-

se o processo de secagem, e em simulações de processos de redistribuição da água no solo, não se deve negligenciar a histerese (COSTA, OLIVEIRA E KATO, 2008).

Apesar da importância do uso da curva de retenção de água no solo, a sua construção é laboriosa e possui um alto custo, principalmente com a aparelhagem. Mas a eficiência pode ser melhorada, e a derivação da curva ou de pontos importantes dela, pode ser realizada diretamente de propriedades básicas do solo, tais como textura e teor de matéria orgânica (ALPHEN, BOOLTINK e BOUMA, 2001).

Objetivando-se aumentar a eficiência, em diversas regiões do mundo, modelos matemáticos estão sendo propostos para estimar pontos ou toda a curva de retenção de água no solo, através da mensuração direta de outras propriedades do solo (MICHELON et al., 2010).

2.2 FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA

Como comentado no capítulo anterior os dados referentes a propriedades hidráulicas são importantes, e vem sendo utilizadas em modelos matemáticos, como no caso do zoneamento de risco agroclimático brasileiro, mas a avaliação direta dessas características hidráulicas do solo é onerosa, e tornaria inviável sua utilização sob alta demanda. Para superar essas dificuldades, alguns pesquisadores propuseram modelos matemáticos para estimar de forma indireta a retenção de água no solo (MENG et al., 1987; ARRUDA et al., 1987; BELL & van KEULEN, 1995; BERG et al., 1997; PACHEPSKI & RAWLS, 1999), que são conhecidos por equações ou funções de pedotransferência ou pedofunções.

Briggs e Shantz (1912) foram os pioneiros nos estudos de relações entre propriedades do solo, e estes sugeriram uma função que estima, em solos dos Estados Unidos da América, o coeficiente de murchamento. Desde então muitos trabalhos foram realizados com este enfoque, mas foi Bouma (1989) que introduziu a terminologia pedofunções ou funções de

pedotransferência, às descrevendo como: traduzindo dados que nós temos em dados que nós precisamos. De forma aplicada se entende como: o uso de propriedades do solo de fácil obtenção com baixo custo dentro de uma função, para estimar de forma precisa outras propriedades do solo.

Desde então vários trabalhos que visam construir funções de pedotransferência foram desenvolvido, com enfoques na estimativa de fósforo (CAGLIARI et al., 2011), nitrogênio total (GLENDINING et al. 2011), resistência a penetração do solo (ALMEIDA et al., 2008, FIDALSKI E TORMENA, 2007, SILVA et al., 2008), parâmetros do teste de Proctor, densidade máxima e conteúdo de água crítico (ÁLVAREZ et al., 2010), densidade do solo (BENITES et al. 2007, HOLLIS, HANNAM & BELLAMY, 2012), suscetibilidade do solo a erosão, susceptibilidade do solo à compactação e sua capacidade de suporte de carga (SUZUKI et al., 2008), conteúdo de carbono orgânico (ZINN, LAL E RESCK, 2005) e propriedades hidráulicas (ALPHEN, BOOLTINK e BOUMA 2001, BAKER 2008, BAKER E ELLISON 2008, BONILLA e CANCINO 2001, BRUAND, FERNÁNDEZ E DUVAL, 2003, DASHTAKI, HOMAEE E KHODAVERDILOO 2010, FIDALSKI E TORMENA 2007, SILVA et al., 2008).

McBratney, Minasny e Tranter (2011) citam o aumento do número de publicações após 1993 com uma pequena queda após 2009. Também afirmam que inúmeros são os trabalhos que produzem novas funções e poucos são os que usam funções construídas em outros trabalhos.

Após sua construção e validação, às funções de pedotransferência permitem utilizar as informações que estão disponíveis nos relatórios de levantamentos de solos ou em Sistemas de Informação Geográfica (SIGs), que são de acesso público, e as transformar em outras informações de mais difícil obtenção (BUDIMAN et al., 2003). Dessa forma, as funções de pedotransferência suprem uma demanda de dados e

informações importantes sobre as propriedades e características que tem uso importante na modelagem em solos.

São várias as classificações envolvendo funções de pedotransferência, dependendo da abordagem, tipos e métodos para seu desenvolvimento. Desta maneira Budiman et al. (2003) dividem em duas abordagens de uso das funções de pedotransferência, sendo uma estática e outra dinâmica. A primeira visa estimar outras propriedades do solo; na segunda visa usá-las para estimar outras propriedades do solo que são usadas como entrada em modelos de simulação ou de suporte à decisão.

Conforme Wösten, Finke e Jansen (1995) as funções de pedotransferência podem ser divididas em dois tipos baseado na quantidade de informação disponível:

Funções de pedotransferência de classe: são usadas para estimar propriedades dentro de determinados grupos ou classes taxonômicas, texturais entre outras.

Funções de pedotransferência contínuas: funções de regressão empíricas que relacionam propriedades de solos com uma sequência de propriedades básicas do solo, incluindo, por exemplo, textura, matéria orgânica do solo, conteúdo e densidade do solo.

Quando se trabalha com funções de pedotransferência para estimar a retenção de água estas podem ser divididas em três tipos, conforme classificam Minasny, McBratney e Bristow (1999):

Pontuais: esta é uma função empírica que visa estimar o conteúdo de água num determinado potencial matricial. Os potenciais mais frequentemente estimados são a CC e PMP.

Paramétricas: esta é baseada na pressuposição que a relação entre conteúdo de água e potencial matricial pode ser descrita de forma adequada através de uma equação que tenha um determinado número de parâmetros.

Modelos físico-empíricos: nessa técnica a curva de retenção de água no solo é derivada de propriedades físicas.

Quanto aos principais métodos para se obterem/ajustarem as funções de pedotransferência estes são:

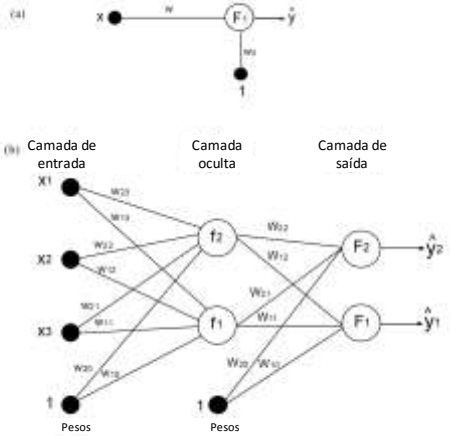
As regressões múltiplas lineares são o método mais utilizado para geração de funções de pedotransferência. Elas são de fácil obtenção e uso. A seguinte expressão exemplifica este modelo:

$$\theta p = a + b\ areia + c\ argila + d\ densidade\ do\ solo$$

Onde: θp se refere ao conteúdo de água volumétrico num determinado potencial matricial; a, b, c, d são os coeficientes da regressão.

As regressões não lineares estendidas visam superar o problema de interdependência entre os parâmetros dos modelos hidráulicos em funções de pedotransferência paramétricas (COSTA, 2012).

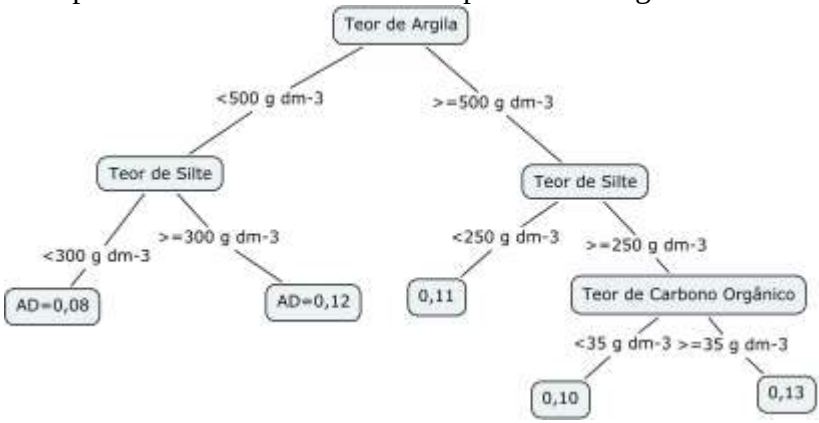
As redes neurais artificiais (RNA´s) são uma técnica mais elaborada, onde os dados de entrada que passam por conexões onde são atribuídos "pesos" e após há a saída dos dados resultantes. A seguir está um exemplo de estrutura de RNA´s, onde é mostrado as camadas de entrada, oculta e de saída com seus pesos, chamada de Perceptron de Múltiplas Camadas (*MultiLayerPerceptron* - MLP):



A construção de RNA´s para solucionar problemas possui duas fases, treinamento e aprendizado. Durante a fase de

treinamento são atribuídos os pesos para as conexões através de um algoritmo de treinamento. O algoritmo *backpropagation*, funciona através de repetidas fases “para frente” e “para trás” a fim de corrigir os pesos e minimizar os erros (CÂMARA, 2006). O *backpropagation* possui três parâmetros que determinam seu desempenho e sua capacidade de aprendizagem: taxa de aprendizagem, que corresponde ao quanto de erro é repassado aos nós a cada iteração; momento; e o número de épocas, que é o número de iterações (CÂMARA, 2006). Estes parâmetros, assim como o número de camadas de entrada e camadas ocultas podem ser alterados para melhorar o desempenho da RNA´s.

Outro método que pode ser utilizado são as árvores de classificação (decisão e de regressão). Estas são técnicas utilizadas na mineração e estimativa de dados. O uso da árvore de decisão é simples, cada nó possui um atributo e cada ramo possui um peso, portanto a cada nó se faz a decisão da escolha dos ramos a serem seguidos através das informações que as variáveis preditoras (independente) possuem e ao final se chegará a um determinado resultado, chamado de classe. Um exemplo de árvore de decisão está apresentado logo abaixo:



Além destes métodos, Costa (2012) cita o uso de interpolação logarítmica (MCQUEEN e MILLER, 1974), método de interpolação/extrapolação tipo log-log (AHUJA,

NANEY e WILLIAMS, 1985), modelos aditivos generalizados (HASTIE, 1992) ou árvores de regressão (CLARK e PREGIBON, 1992; MCKENZIE e JACQUIER, 1997), e método de aprendizagem indutiva (PACHEPSKY et al., 1998; PACHEPSKY e RAWLS, 1999).

Diante de tantos modelos disponíveis para a construção das funções de pedotransferência, se deve tomar o cuidado de saber que são distintos os resultados conseguidos através delas. Costa (2012) alerta quanto ao uso de pedofunções construídas em outras regiões. Essas não devem ser interpoladas ou extrapoladas além do material de origem ou do tipo de solo para o qual elas foram desenvolvidas. Deve ser feita uma estratificação para estabelecer separações das pedofunções baseadas no tipo de solo, e nas informações de entrada nos modelos, e também uma calibração para ajustar propriedades medidas e disponíveis com aquelas exigidas como variáveis preditoras, por causa das diferenças nos critérios e medidas das funções de pedotransferência existentes. Como exemplo disso Medeiros et al. (2014) testaram na região da Amazônia FPT construídas em outros locais e não observaram boa acurácia.

Recentemente Botula, van Runst e Cornelis (2014) realizaram uma revisão de literatura sobre funções de pedotransferência para estimativa da retenção de água no solo das regiões de trópicos húmidos, para a Revista Brasileira de Ciência do Solo. Estes autores destacam que dentre as 35 publicações encontradas:

> 91 % dos FPTs estão com base num enfoque empírico e somente 9%, num enfoque semifísico. Das FPTs empíricas, 97% são contínuas e 3% (uma) é uma classe. Das FPTs empíricas, 97% são com base em regressão multilinear e polinomial de n técnicas de ordenamento e 3% (uma), no método k-NN; 84% das FPTs contínuas são com base em pontos e 16%, em parâmetros; 97% das FPTs contínuas são baseadas em equação e 3%

> (uma), no reconhecimento padrão. Adicionalmente, foi encontrado que 26% das FPTs da retenção de água "tropical" foram desenvolvidas para solos no Brasil; 26%, na Índia; 11%, em outros países na América; e 11%, em outros países na África (BOTULA, VAN RUNST e CORNELIS, 2014).

Na construção dos modelos é importante sempre ter, além do banco utilizado para construção das funções de pedotransferência, um banco de dados para validação, onde se buscam amostras distintas para verificação do comportamento das funções geradas quando utilizadas para diferentes solos. Com o uso do software WEKA (WEKA, 2013), em que se podem gerar RNA´s e árvores de classificação a validação e a avaliação do desempenho pode ser feito através de validação cruzada, validação com divisão percentual, que repartem o conjunto de dados inicialmente amostrados para treinamento em dois subconjuntos, onde um é destinado ao treinamento e outro para avaliação, método de validação aparente, em que todo o conjunto de dados do treinamento é utilizado para a avaliação, e também método de validação com dados independentes e distintos dos utilizados para treinamento (HALL et al., 2009; TESKE, GIASSON; BAGATINI et al., 2015).

É importante também a verificação da precisão das equações que podem ser medidas estatisticamente através de vários indicadores como o erro padrão (EP), o erro absoluto médio (EAM), a soma de quadrado do erro (SQE), a raiz erro quadrático médio (REQM), o critério de informação de Akaike (AIC), o coeficiente de correlação (r) e o coeficiente de determinação (R^2) (COSTA, 2012).

As funções de pedotransferência, utilizadas para estimar a retenção e disponibilidade de água através de propriedades do solo de mais fácil obtenção, devem apresentar relação com a retenção de água, quanto aos fenômenos de capilaridade e

adsorção de água (RAWLS et al., 1991), como a partir de dados disponíveis como estrutura, granulometria, teor de matéria orgânica e outras propriedades químicas do solo. É importante considerar que, o custo, o tempo, o esforço e o trabalho necessários para se realizar as análises que são entrada nas funções de pedotransferência não sejam superiores ao da variável a ser estimada, e ainda contar com confiabilidade e adequação, incerteza da medição, para resultar na eficiência do método (MARTÍNEZ et al., 2012).

Por isso, Martínez et al. (2012) compararam a eficiência de três métodos de mensurar a CC e a PMP. Estes foram mensurados através do WP4, das placas porosas e uso de diversas pedofunções, e após analisar custo com pessoal e análise, tempo e qualidade da informação, sugeriram o uso das placas porosas e WP4 para determinar CC e PMP, mas indicam que em algumas situações é recomendado o uso de pedofunções, sobretudo para estimativa de toda a curva, pois esta leva vários dias para sua determinação.

Na literatura predominam trabalhos que apresentam funções de pedotransferência para a condutividade hidráulica saturada, para a curva de retenção de água no solo, especialmente em solos de regiões de clima temperado (WÖSTEN et al., 1999, 2001; GUPTA & LARSON, 1979; RAWLS et al., 1982 e SAXTON et al., 1986), onde as características edafoclimáticas são diferentes das regiões tropicais (HODNETT & TOMASELLA, 2002) o que pode inviabilizar a sua utilização para essas regiões (TOMAZELLA et al., 2000; REICHERT et al., 2009).

No Brasil ainda são poucos os dados medidos de retenção de água e menores ainda as pedofunções disponíveis. Exemplos do desenvolvimento de funções de pedotransferência são os trabalhos de: Arruda et al. (1987) analisando solos do Estado de São Paulo; Silva et al. (1990) do semiárido do Nordeste; Masutti (1997) na Zona da Mata de Pernambuco; Tomasella & Hodnett (1998) na Amazônia; Tomasella et al.

(2000) em 14 estados do Brasil; Oliveira et al. (2002) no Estado de Pernambuco; Giarola, Silva e Imhoff (2002) com solos dos Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul; Silva et al. (2008) para estimar a curva de retenção de água do solo e a curva de resistência do solo à penetração em Latossolos Vermelhos com ampla variação textural; Reichert et al. (2009) para solos do Rio Grande do Sul; e mais recentemente Costa (2012) e Costa et al. (2013) com solos do Estado de Santa Catarina.

Mais recentemente Barros et al. (2013) desenvolveram funções de pedotransferência para estimar os parâmetros do modelo de van Genuchten (1980) para classes de solos e de caráter geral, em solos da Região Nordeste do Brasil, mas não encontraram melhorias na estimativa dos parâmetros trabalhando com classes de solo, e conseguiram boas estimativas para θr.

Giarola, Silva e Imhoff (2002) foram os primeiros a realizar trabalhos utilizando solos do Estado de Santa Catarina, juntamente com solos do Estado do Rio Grande do Sul, para o desenvolvimento de funções de pedotransferência, visando à orientação de futuros trabalhos. Posteriormente, Costa (2012) e Costa et al. (2013) desenvolveram trabalhos mais amplos, que englobou 44 solos de diversas unidades de mapeamento do Estado de Santa Catarina, visando gerar, testar e validar funções de pedotransferência para estimar a retenção de água. Dentre as propriedades avaliadas pelo autor solos com textura mais fina e/ou com maior teor de matéria orgânica (MO) retêm maior conteúdo de água, sendo que a MO é a principal propriedade que governa a disponibilidade de água, principalmente nos horizontes superficiais. O autor recomendou que o trabalho fosse ampliado para outras unidades de mapeamento de Santa Catarina, assim como a avaliação de outras propriedades dos solos relacionados à retenção e disponibilidade de água no solo.

Mendes (2014) seguindo a recomendação de Costa (2012) avaliou mais unidades de mapeamento e aumentou o banco de dados utilizado por Costa (2012), além disso, testou a técnica de RNA´s para a construção de funções de pedotransferência. Este estudo verificou que o aumento do banco de dados melhorou a estimativa da retenção e disponibilidade de água no solo, assim como o uso de RNA´s foi mais eficiente do que o uso das regressões múltiplas lineares.

Algumas áreas no Estado de Santa Catarina ainda não tiveram unidades de mapeamento contempladas no banco de dados, podendo ser aumentado. Além disso, propriedades do solo, como área superficial específica (ASE) e os limites de consistência do solo e alguns pontos da curva de retenção de água no solo, não foram estudados nestes solos e nem testados como variáveis preditoras da retenção e disponibilidade de água no solo. A ASE e os limites de consistência do solo, possuem relação direta com a retenção e disponibilidade de água no solo, pois estes estão ligadas aos fenômenos de capilaridade, tensão superficial e adsorção de água no solo. A maioria das propriedades que definem o comportamento físico-químico dos solos está relacionada com a superfície de reação de seus constituintes orgânicos ou inorgânicos, sendo esta superfície por unidade de massa conhecida como área superficial específica (SOUZA JUNIOR et al., 2007).

A ASE indica o potencial de reação de um solo, portanto ligada diretamente aos fenômenos de adsorção de água no solo. Grohmann (1977) afirmou que a retenção de água a 1 e 15 bar se correlacionou com a ASE para solos de horizontes B textural e B latossólico. A consistência do solo, conforme Reichert et al. (2010), refere-se às manifestações das forças de coesão entre partículas do solo e da força de atração entre partículas e outros materiais, com variação diretamente ligada ao conteúdo de água no solo.

A hipótese que se tem é de que o limite de liquidez (LL), limite de plasticidade (LP) e o índice de plasticidade (IP) estejam relacionados à retenção e a disponibilidade de água através dos fenômenos da capilaridade e da adsorção. Portanto, estando ligado os limites de consistência a água no solo, estes se correlacionam também com as propriedades hidráulicas do solo, o que pressupõe que a determinação dos limites possa ser incluída ao estudo da estimativa da retenção e disponibilidade da água no solo. Solano Peraza (2003) encontrou alta correlação entre o LL e o teor de água no solo retido em diferentes tensões, e gerou pedofunções com alta capacidade de estimar utilizando a consistência do solo.

Um banco de dados mais amplo e completo dos solos do Estado de Santa Catarina e de suas características físico-químicas ganha importância na construção de modelos mais precisos e representativos para estimar a retenção e a disponibilidade de água no solo. Colabora também na produção de material científico e na geração de mapas de disponibilidade de água para o estado catarinense.

3 HIPÓTESES

Através de funções de pedotransferência é possível estimar a retenção e disponibilidade de água através de propriedades químicas, físicas e mineralógicas de mais fácil obtenção. As pedofunções que estimam a disponibilidade de água desenvolvidas a partir de dados de solos de regiões de clima temperado ou de regiões específicas do Brasil não estimam com precisão a retenção de água para solos do Estado de Santa Catarina, com clima tropical e subtropical. Por isso é necessário gerar funções de pedotransferência específicas para SC.

O uso de redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação podem estimar com maior precisão e exatidão a retenção e disponibilidade de água para os solos do Estado de Santa Catarina.

4 OBJETIVOS

4.1 OBJETIVO GERAL

Ampliar o banco de dados de perfis amostrados a fim de estimar a capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível através de regressões múltiplas lineares, redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação, em solos do Estado de Santa Catarina, de forma mais eficiente do que às atuais funções de pedotransferência.

4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar a retenção e a disponibilidade de água no solo para as plantas e relacioná-la com propriedades químicas, físicas e mineralógicas dos solos do Estado de Santa Catarina.
- Avaliar o efeito da litologia, classes texturais, classes taxonômicas (Ordem e Subordem) e dos tipos de solos segundo a IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina sobre a retenção e a disponibilidade de água no solo.
- Recomendar estrutura e parâmetros a serem utilizados na construção de redes neurais artificiais *multilayers perceptrons* usando o algoritmo *backpropagation*, para estimar capacidade de campo, ponto de murcha permanente e a água disponível, no software Weka.
- Estimar a capacidade de campo, ponto de murcha permanente e a água disponível a partir de propriedades do solo de fácil obtenção para solos do Estado de Santa Catarina, através das técnicas de regressão múltipla linear, redes neurais artificiais árvores de decisão/classificação.

5 MATERIAL E MÉTODOS

5.1PERFIS DOS SOLOS AMOSTRADOS

Foram amostrados 70 perfis de solo localizados no Estado de Santa Catarina (Figura 2), os quais já foram descritos e pesquisados nos estudos realizados por: Almeida, Kämpf e Almeida (1997); Almeida, Maçaneiro e Klamt (2000); Almeida, Tórrent e Barrón (2003); Corrêa (2003); Bringhenti (2010); Paes Sobrinho (2005); Embrapa (2004); Embrapa e Epagri (2008); Ferreira (2013). Este estudo conta com um banco de dados com 296 horizontes pedogenéticos, totalizando 1.184 amostras com estrutura preservada e 296 amostras com estrutura alterada.

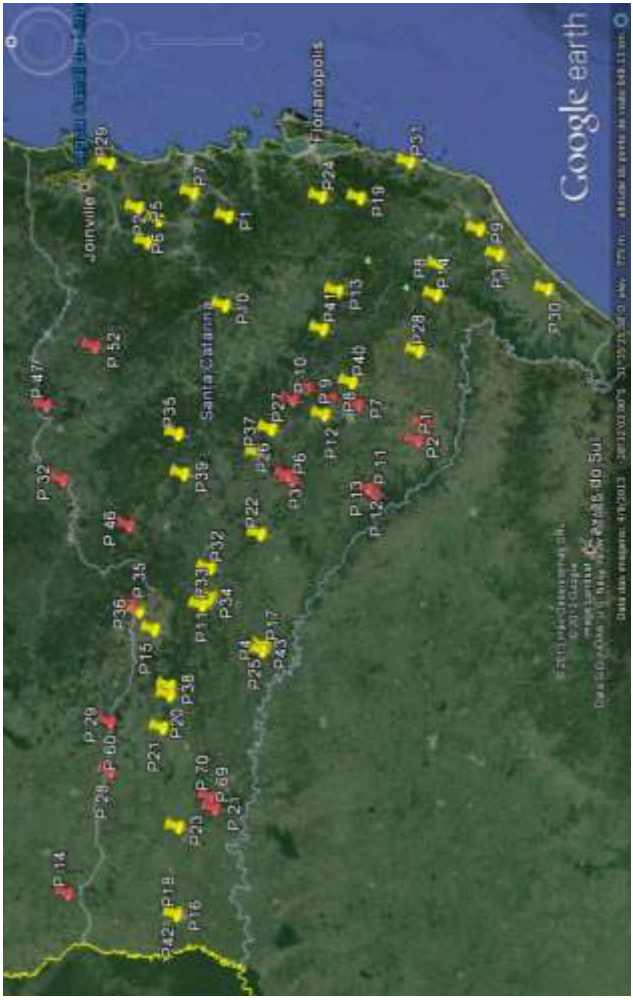
As amostras dos horizontes A, E, AB, BA e B, com estrutura preservada foram coletadas com anéis volumétricos (6 cm de diâmetro e 2,5 cm de altura, totalizando 70,7 cm^3) e as com estrutura alterada foram armazenadas em sacos plásticos. Posteriormente, as amostras com estrutura alterada foram secas ao ar, destorroadas manualmente com um rolo e tamisadas com uma peneira de abertura da malha de 2 mm para as devidas determinações químicas e físicas.

5.2 DETERMINAÇÕES E MÉTODOS DE LABORATÓRIO

Para a determinação da distribuição granulométrica do solo (argila dispersa em hidróxido de sódio), os teores de argila total (0-0,002 mm), silte (0,002-0,053 mm), areia muito fina (0,053-0,106 mm), areia fina (0,106-0,25 mm), areia média (0,25-0,5 mm), areia grossa (0,5-1,0 mm), areia muito grossa (1,0-2,0 mm), cascalho (2,0-20 mm), foram determinados segundo metodologia descrita por DAY (1965). Em alguns solos com elevado teor de matéria orgânica, para dispersar a argila foi necessário aumentar a dose de NaOH 1,0 N para 20 mL aplicado a uma amostra inicial com 40 g., com tempo de

agitação de 2 minutos, seguidos de 12 horas de repouso e mais 4 horas de agitação horizontal a 120 rpm.

Figura 2 - Mapa da localização dos 70 perfis amostrados. Em amarelo: perfis utilizados em Costa et al. (2013), em vermelho: perfis acrescentados neste trabalho.



Fonte: produção do próprio autor, 2015.

Foi realizada a análise do teor de argila dispersa. Esta análise diferiu da análise granulométrica por não adicionar NaOH na água para a dispersão química da argila. Através desses dados foi calculado o grau de floculação (GF), conforme a seguinte equação:

$$GF = \frac{AT - AD}{AT}$$

onde, AT é a argila total da amostra e AD é a argila dispersa em água dados em g kg^{-1}.

O limite de liquidez, plasticidade, pegajosidade e o cálculo do índice de plasticidade foram determinados pelo método de Casagrande (EMBRAPA, 2011). A atividade física da argila (Af) foi calculada segundo Holtz & Kovacs (1981):

$$Af = \frac{IP}{Argila(\%)}$$

A área superficial específica foi determinada pelo método do Etileno Glicol Monoetil Éter (EGME) (EMBRAPA, 2011).

$$ASE = \frac{W_a}{0{,}000286 W_s}$$

onde: ASE é a área superficial específica em m^2 g^{-1}; Wa é o peso de EGME retido pela amostra em gramas (peso da suspenção final – Ws); 0,000286 é peso de EGME requerido para formar uma camada monomolecular num metro quadrado de superfície (m^2 g^{-1}) e Ws é peso de solo seco em estufa a 105ºC inicialmente adicionado (g).

A condutividade hidráulica saturada foi determinada nas amostras coletadas para determinações da relação massa/volume através de permeâmetro de carga variável projetado por Costa et al. (2010) e calculada pela equação de Darcy (AMOOZEGAR & WARRICK, 1986):

$$K_\theta = \frac{aL}{A(\Delta t)} \ln\left(\frac{H_1}{H_2}\right)$$

onde: Δt= t2–t1 (é o intervalo de tempo para a diferença de potencial total entre os extremos da amostra diminuir de H1 para H2; A = área da seção transversal da coluna de solo; L = comprimento da amostra de solo; a = área da seção transversal do tubo onde se mede H.

A curva de retenção de água do solo foi determinada em mesa de tensão de areia nas tensões de 1, 6 e 10 kPa e câmaras de Richards (RICHARDS, 1949) para as tensões de 33, 100, 500 e 1.500 kPa. O teor de água retido na tensão de 6 kPa representa a microporosidade do solo, à retida na tensão de 10 e 33 kPa representam a capacidade de campo (CC) usualmente utilizadas, à tensão de 1.500 kPa representa o ponto de murcha permanente (PMP), e a diferença entre o teor de água retida na CC e retida no PMP. Após foi determinada nestas amostras a densidade do solo, sendo as amostras secas em estufa à 105°C. A porosidade total foi obtida de duas maneiras, através do método do anel saturado e através do seguinte cálculo:

$$PT = 1 - \left(\frac{Ds}{Dp} \right)$$

onde: PT ($cm^3\ cm^{-3}$) = porosidade total; Ds ($g\ cm^{-3}$) = densidade do solo; Dp ($g\ cm^{-3}$) = densidade de partículas.

Na fração terra fina seca ao ar (TFSA) foi determinado o teor de carbono orgânico pelo método de Walkley & Black, modificado por Tedesco et al. (1995).

Juntamente com as propriedades determinadas em laboratório foi acrescido ao banco de dados, propriedades transcritas dos estudos predecessores, anteriormente citados, constituídos por:

- Químicos: pH em água; pH em KCl; teores trocáveis de Potássio (K), Sódio (Na), Alumínio (Al), Cálcio mais Magnésio (Ca+Mg); Hidrogênio mais Alumínio (H+Al), e Fósforo (P); soma de bases; CTC efetiva; CTC a pH 7; saturação por bases (V%); e saturação por Al (m%).

- Mineralógicos: teores de SiO_2, Al_2O_2, Fe_2O_3 e TiO_2; relação Ki (SiO_2/Al_2O_3); relação Kr ($SiO_2/[Al_2O_2+Fe_2O_3]$); atividade da argila (EMBRAPA, 2006); e atividade da argila descontando a contribuição da matéria orgânica, que considera que cada 10 gramas de carbono por 1 quilograma de solo aumenta a CTC em 4,5 $cmol_c\ kg^{-1}$ (EMBRAPA, 1988).

5.3 ANÁLISE ESTATÍSTICA

As análises foram realizadas com o objetivo de avaliar as relações entre as variáveis químicas, físicas e mineralógicas com a retenção de água na CC e no PMP, bem como a AD. As variáveis químicas, físicas e mineralógicas também foram utilizadas para gerar funções de pedotransferência para estimar a CC, PMP e AD. Quando trabalhados separadamente, os horizontes superficiais foram constituídos pelos horizontes pedogenéticos O, A, AB e AC e suas subdivisões, e os horizontes subsuperficiais foram constituídos pelos horizontes pedogenéticos BA, B e C e suas subdivisões.

5.3.1 Análise de correlação

Todas as variáveis formadoras do banco de dados foram submetidas inicialmente a análise de normalidade através do teste Shapiro-Wilk. O teste de normalidade indicou que a maioria das variáveis analisadas tiveram distribuição diferente da normal, incluindo capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível. Devido a isso foi utilizado o teste de correlação de Spearman (ρ), pois este teste não exige que as variáveis tenham distribuição normal.

5.3.2 Análise de trilha

Para realizar a análise de trilha foi utilizado o software GENES (2013). Foi realizado o diagnóstico de

multicolinearidade entre variáveis independentes, a fim de verificar se os modelos de regressão atendiam o requisito de multicolinearidade fraca, com índice de condição menor que 10. Foi verificado que o uso dos conteúdos de areia e argila, assim como os limites de liquidez, plasticidade e pegajosidade possuem alto coeficiente de correlação entre si o que gera alta colinearidade. Portanto areia e argila não podem ser inseridas num mesmo modelo, assim como os limites de consistência do solo. Com a análise de trilha o coeficiente de correlação (ρ) foi dividido em efeito direto e indireto de variáveis independentes sobre uma variável dependente (CRUZ, 2006).

Para a análise de trilha foram montados 12 modelos, de forma a testar o efeito da argila, silte, teor de carbono orgânico (CO), duas classes de diâmetro de areia, cinco classes de diâmetro de areia, área superficial específica, limite de plasticidade e microporosidade sobre a retenção e disponibilidade de água no solo. Estas combinações resultaram nos seguintes modelos:

- argila, silte e CO;
- argila, silte, CO e limite de plasticidade;
- argila, silte, CO e área superficial específica;
- argila, silte, CO e microporosidade;
- duas frações de areia, silte e CO;
- duas frações de areia, silte, CO e limite de plasticidade;
- duas frações de areia, silte, CO e área superficial específica;
- duas frações de areia, silte, CO e microporosidade;
- cinco frações de areia, silte e CO;
- cinco frações de areia, silte, CO e limite de plasticidade;
- cinco frações de areia, silte, CO e área superficial específica;
- cinco frações de areia, silte, CO e microporosidade.

Fez-se esta análise para o banco de dados completo e para o banco de dados partilhado em horizontes superficiais e subsuperficiais.

5.3.3 Análise da retenção e disponibilidade de água em diferentes agrupamentos dos solos

A análise de agrupamento foi realizada separadamente em horizontes superficiais e subsuperficiais, pois em algumas Ordens de solos estes horizontes diferem entre si quanto ao teor de carbono orgânico e granulometria.

A capacidade de campo, o ponto de murcha permanente e a água disponível foram analisados comparando-os através de quatro fatores de efeitos fixo:

- Agrupados em 13 classes texturais, utilizando o triângulo textural proposto por SANTOS, LEMOS, et al. (2005);
- Agrupados segundo a litologia de formação do solo;
- Agrupados em função da sua classificação taxonômica até o 2° nível categórico (Ordem e Subordem) do Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2013);
- Agrupados segundo o Tipo Textural, utilizando a Instrução Normativa 2/2008, do MAPA (BRASIL, 2008).

A análise estatística seguiu o mesmo procedimento descrito por Costa (2012) e Costa et al. (2013). Foi utilizada uma estatística univariada usando modelo misto no procedimento "PROC GLIMMIX "do programa SAS 9.2 (SCHABENBERGER, 2007). As Ordens e Subordens da classificação taxonômica dos solos, a classe textural e a litologia foram considerados efeito fixo e os perfis como efeito aleatório. Foi considerado o efeito da ordem de posição de todos os horizontes do perfil usando a opção "*random residual*", pelos perfis terem números diferentes de horizontes. Os teores médios da CC, PMP e AD calculados por classe textural, litologia, ordem e subordem e tipo textural foram

comparados pelo teste da diferença mínima significativa (DMS).

Com o uso de um modelo estatístico misto, médias semelhantes podem ter letras diferentes, pois o método de comparação calcula um desvio-padrão para o valor médio de cada um dos níveis de efeito fixo, e um grupo com maior variabilidade nas suas repetições não diferirá estatisticamente de um maior número de grupos.

Dentro da discussão das classes texturais foram criadas figuras representando os teores de CC, PMP e AD em função da granulometria do solo (teores de argila, silte e areia), em horizontes superficiais e para os horizontes subsuperficiais. Também foram desenvolvidos mapas para CC, PMP e AD, com base na classificação de solos e no mapa de solos do Estado de Santa Catarina (1:250.000) para os horizontes superficiais, na discussão da variabilidade em função da classificação taxonômica dos solos, a serem apresentados nos Apêndices (APÊNDICE A, APÊNDICE B e APÊNDICE C).

5.3.4 Geração das funções de pedotransferência

Para a geração das funções de pedotransferência para estimar a retenção e disponibilidade de água no solo, o banco de dados total contém 1.184 amostras. As funções de pedotransferência foram desenvolvidas para três conjuntos de dados:

- amostras dos horizontes superficiais e subsuperficiais;
- amostras dos horizontes superficiais;
- amostras dos horizontes subsuperficiais.

Foi utilizado, ainda, um banco de dados auxiliar para validação de funções de pedotransferência com dados amostrais de outros trabalhos, os quais realizaram mensurações de características e propriedades do solo utilizadas nas funções aqui geradas e que também continham dados de CC, PMP e AD: Bognola (1995) Mertz, Albuquerque, et al. (2004); Espanhol (2005); Lunardi Neto, Albuquerque, et al. (2008);

Costa, Albuquerque, et al. (2009); Costa, Vargas, et al. (2010); Santana, Albuquerque, et al. (2010); e Silva (2015).

Foram estimadas a capacidade de campo ao ψm de -10 kPa (CC), o ponto de murcha permanente ao ψm de -1.500 kPa (PMP) e água disponível (AD), resultante da diferença da umidade volumétrica do solo entre a CC o ψm de -10 kPa e o PMP. A CC no ψm de -10 kPa tem sido utilizada com frequência em estudos desenvolvidos no Brasil. Além disso possui elevada correlação entre este e a CC à -33 kPa, como é observado na discussão da variabilidade e da correlação entre propriedades do solo. O mesmo critério foi utilizado para a AD, reduzindo desta maneira o grande número de funções de pedotransferência geradas.

5.3.4.1 Funções de pedotransferência contínuas pontuais por regressão múltipla linear

Para o desenvolvimento das funções de pedotransferência obtidas por análise de regressão múltipla, foi utilizada a opção *stepwise* disponível no procedimento PROC REG do programa SAS 9.2 (SAS INSTITUTE INC., 2010). Essa opção faz a seleção das principais variáveis dentre um conjunto de variáveis independentes a um nível de significância pré-fixado, gerando um coeficiente para cada uma das variáveis independentes selecionadas. O nível de significância das variáveis selecionadas foi fixado em menor ou igual a 5% (Prob. $\leq$ 0,05) e as variáveis independentes mudaram em função dos diferentes modelos (conjuntos de variáveis) analisados. Foi utilizado o conjunto com 888 amostras que representa 75% do banco de dados amostrado.

Para validação foram utilizadas 25% das amostras do banco de dados do trabalho associadas a dados amostrais de outros trabalhos, os quais realizaram mensurações de características e propriedades do solo utilizadas nas funções aqui geradas e que também continham dados de CC, PMP e AD: Bognola (1995); Mertz, Albuquerque, et al. (2004);

Espanhol (2005); Lunardi Neto, Albuquerque, et al. (2008); Costa, Albuquerque, et al. (2009); Costa, Vargas, et al. (2010); Santana, Albuquerque, et al. (2010); e Silva (2015).

Os seguintes modelos foram utilizados para a estimativa da CC, PMP e AD:

- **Modelo 1:** argila, silte e carbono orgânico do solo.
- **Modelo 2:** argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo.
- **Modelo 3:** argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica.
- **Modelo 4:** argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.
- **Modelo 5:** cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo.
- **Modelo 6:** cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo.
- **Modelo 7:** cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica.
- **Modelo 8:** cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

Estes são modelos simples que visam à inserção das variáveis: limite de plasticidade, área superficial específica e microporosidade que não haviam sido testadas em trabalhos anteriores.

5.3.4.2 Funções de pedotransferência contínuas pontuais por redes neurais artificiais

As redes neurais artificiais (RNA´s) foram desenvolvidas utilizando o software livre WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), versão 3.6.11 da University of Waikato Hamilton, New Zealand.

Foi utilizada a função *Perceptron* de Camadas Múltiplas (*MultiLayerPerceptron - MLP*), e o algoritmo *backpropagation* para o treinamento das RNA´s, com uma camada oculta. Primeiramente foram testadas variações na

estrutura e nos parâmetros da rede, apenas para a variável capacidade de campo, para que as redes geradas possam ter o melhor desempenho, conforme descrito a seguir:

1. Número de variáveis de entrada: três - areia, silte e argila do solo; quatro - areia, silte, argila e carbono orgânico do solo; e oito - areia, silte, argila, carbono orgânico, densidade de partículas, densidade do solo, porosidade total e limite de plasticidade do solo.
2. Neurônios na camada oculta: 5; 6; 7; 8; 10 e 20 neurônios;
3. Taxa de aprendizagem: 0,01; 0,05; 0,1 e 0,2;
4. Momento: 0,01; 0,05; 0,1; 0,2 e 0,3;
5. Tempo de treinamento: 1000; 1500 e 2000.

Juntamente, foi adotado o critério da validação cruzada em 10 dobras (*cross-validation*) para estimar a precisão do método. O conjunto de dados é dividido aleatoriamente em 10 grupos (dobras) com tamanho e distribuição semelhantes. Uma dobra é separada como teste e as nove dobras restantes são consideradas para treinamento da rede. Cada par (dobra de teste, dobra de treinamento) constitui uma iteração para a validação do algoritmo, totalizando 10 iterações. Após o treinamento, utilizando a dobra de treinamento, a dobra de teste é apresentada à rede em questão e o erro é calculado. Finalmente, a média das 10 dobras fornece uma estimativa do desempenho do algoritmo (FERREIRA, 2005). No programa os dados são normalizados automaticamente, através da opção *normalizeNumericClass* e *normalizeAttributes*, assim os dados são transformados de maneira a terem valores entre -1 e 1.

Para o teste de configurações de estrutura de RNA´s foi utilizado o banco de dados composto pelas 1.184 amostras de solo, sendo que os três modelos testados (com três, quatro ou oito variáveis de entrada) foram utilizados para estimar a retenção de água na CC (-10 kPa).

Após realizar o estudo para a CC, foram testadas variações na estrutura e nos parâmetros da rede para o PMP e AD. Para estas duas propriedades, foram utilizadas: taxa de

aprendizagem de 0,01; 0,05 e 0,1; momento de 0,1; 0,2 e 0,3; três números de variáveis de entrada (três, quatro e oito); seis neurônios na camada oculta; e tempo de treinamento de 2000. Com isso, foi possível reduzir o número de testes e o tempo gasto, em que foram testadas 1.080 variações de RNA para a CC e 27 para PMP e 27 para AD. Com os testes foi confirmada uma configuração padrão para a estimativa da CC, PMP e AD.

A indicação da melhor estrutura e configuração dos parâmetros da RNA foi realizada levando em consideração a configuração que teve o coeficiente de determinação (R^2) e menor raiz do erro quadrático médio (REQM).

Para classificar as estruturas das RNA, baseado no R^2 e na REQM, foi utilizada a técnica da árvore de decisão/classificação, através do software WEKA com o algoritmo REPTree, para a variável CC. Isto se deve ao grande número de variações (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) testadas para cada um dos números de variáveis de entrada (três, quatro ou oito variáveis de entrada) das RNA.

Para o desenvolvimento das RNA´s para estimativa da retenção e da disponibilidade de água no solo, foram utilizados os mesmos modelos das as regressões múltiplas lineares descritas no item 5.3.4.1. Como estrutura e parâmetros de rede foi avaliado o resultado verificado através dos testes descritos no acima.

Foram utilizadas as 1.184 amostras para estimar CC, PMP e AD em amostras de horizontes superficiais e subsuperficiais, horizontes superficiais e horizontes subsuperficiais, através dos 12 modelos testados nas regressões múltiplas lineares.

5.3.4.3 Árvore de decisão

As árvores de decisão/classificação (ADC) também foram obtidas com o software livre WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis), versão 3.7.12 da

University of Waikato Hamilton, New Zealand. Os dados foram normalizados pelo próprio programa de forma automática selecionando-se a opção *normalizeAttributes*. Foi utilizado como algoritmo classificador o REPTree, o qual é um classificador rápido que constrói árvores de decisão usando informações de ganho/variância de forma a reduzir os erros (WEKA, 2013). Não foi definida profundidade de corte da árvore, que serve para reduzir o tamanho desta e simplificá-la, pois, esta opção reduz a capacidade de estimar e aumenta o erro.

Também foram utilizadas as 1.184 amostras para estimar CC, PMP e AD em amostras de horizontes superficiais e subsuperficiais, horizontes superficiais e horizontes subsuperficiais, através dos 8 modelos testados nas RML e RNA. Assim como nas redes neurais, para a validação das árvores de decisão foi adotado o critério da validação cruzada em 10 dobras (*cross-validation*) descrito acima.

5.3.4.4 Indicadores estatísticos utilizados para avaliação das funções de pedotransferência pontuais

Análise de regressão linear

A inclinação e o intercepto da equação ajustada de regressão entre a umidade medida e a observada indicam o quão semelhante são os dados estimados em relação aos observados. A inclinação indica a relação relativa entre os teores estimados e medidos. O intercepto no eixo Y indica a presença de defasagem ou adiantamento entre as estimativas do modelo e a umidade medida. Inclinação igual 1 e intercepto no eixo Y igual a zero indicam que o modelo reproduz perfeitamente a magnitude da umidade medida (WILLMOTT, 1981).

Coeficiente de correlação (r) e coeficiente de determinação (R^2) de Pearson

O coeficiente de correlação (r) e o coeficiente de determinação (R^2) de Pearson descrevem a colinearidade entre os dados estimados e medidos (SCHULTZ e SCHULTZ, 1992). O coeficiente de determinação foi calculado pela seguinte equação:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(\theta i_m - \theta média_m)\times(\theta i_e - \theta média_e)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(\theta i_m - \theta média_m)^2 \times \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(\theta i_e - \theta média_e)^2}}}$$

Onde: *n* é o número de amostras; *θim* é a enésima observação da umidade do solo medida; *θie* é enésima observação da umidade do solo estimada pela função de pedotransferência; *θmédiom* é a média de umidade do solo medida; e *θmédioe* é a média de umidade do solo estimada.

O coeficiente de correlação, o qual varia de -1 a 1, indica o grau de relação linear entre os dados estimados e observados. Se r = 0, não existe relação linear. Se r = 1 ou -1 existe uma relação linear perfeita positiva ou negativa.

O coeficiente de determinação (R^2) foi obtido elevando-se o coeficiente de correlação ao quadrado. O R^2 varia de 0 a 1, e quanto maior seu valor, menor será a variância do erro. O r e R^2 são supersensíveis a valores extremos (*outliers*) e insensíveis a diferenças proporcionais ou aditivas entre as estimativas do modelo e os dados medidos.

Índice de concordância (d)

O índice de concordância (d) desenvolvido por WILLMOTT (1981) foi obtido pela seguinte equação:

$$d = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^{n}(\theta i_m - \theta i_e)^2}{\sum_{i=1}^{n}(|\theta i_m - \theta médio_m| + |\theta i_e - \theta médio_m|)^2} \right]$$

Onde: *n* é o número de amostras; θi_m é a enésima observação da umidade do solo medida; θi_e é enésima observação da

umidade do solo estimada pela função de pedotransferência; e $\theta médio_m$ é a média de umidade do solo medida.

O índice de concordância é uma medida padronizada do grau de erro de estimativa do modelo e varia entre 0 e 1. Um valor d = 1 indica uma perfeita concordância entre os valores medidos e estimados, e d = 0 indica não concordância entre as duas variáveis (WILLMOTT, 1981). O índice de concordância representa a relação entre o quadrado médio do erro e o "erro potencial" (WILLMOTT, 1984). O índice de concordância pode detectar diferenças aditivas e proporcionais entre as médias observadas e estimadas e suas variâncias. Contudo, d é sensível a valores extremos devido às diferenças serem elevadas ao quadrado.

Raiz do erro quadrático médio (REQM)

O REQM através da seguinte equação:

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\theta i_m - \theta i_e)^2}$$

Onde: n é o número de amostras; θi_m é a umidade do solo medida; e θi_e é a umidade do solo estimada pela função de pedotransferência.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1 DESCRIÇÃO DA VARIABILIDADE DOS DADOS E RELAÇÃO ENTRE ELES, USO DA ANÁLISE DE TRILHA

Os resultados apresentados nas Tabela 4 e Tabela 5 indicam que a distribuição dos dados não seguiu distribuição normal, portanto foi utilizado o teste de correlação de Spearman. A análise básica dos dados é importante para conhecimento da variabilidade do banco de dados e sua distribuição em relação aos valores médios, que serão utilizados na construção dos modelos (funções de pedotransferência), para a estimativa da retenção e disponibilidade de água no solo.

Os resultados das correlações de Spearman (ρ) entre a capacidade de campo (CC) a 10 e 33 kPa, ponto de murcha permanente (PMP) e água disponível (AD), calculada a partir dos ψm de -10 e -33 kPa, com as demais propriedades/características do solo analisadas são apresentados nas Tabela 6 e Tabela 7, para identificar variáveis que possam ser utilizadas na geração das funções de pedotransferência.

6.1.1 Variabilidade e relações entre as propriedades/ características

6.1.1.1 Propriedades hidráulicas

A CC analisadas nos ψm de -10 e -33 kPa e o PMP tiveram uma correlação altamente significativa entre si, nos horizontes superficiais e subsuperficiais. Com isso os resultados destas propriedades podem ser discutidos em conjunto. A água disponível calculada a partir das capacidades de campo de -10 e -33 kPa, também possuem alta correlação e

significativa entre si, o que indica que estas propriedades podem ser discutidas em conjunto.

Nos horizontes superficiais a CC a -10 kPa variou entre 0,12 e 0,78 $cm^3\ cm^{-3}$ com média de 0,44 $cm^3\ cm^{-3}$. Nos horizontes subsuperficiais variou entre 0,11 e 0,77 $cm^3\ cm^{-3}$ com média de 0,48 $cm^3\ cm^{-3}$. A CC a -33 kPa foi ligeiramente inferior a CC à -10 kPa entre 0,01 a 0,03 $cm^3\ cm^{-3}$. Para o PMP a média foi de 0,32 $cm^3\ cm^{-3}$, variando entre 0,04 e 0,59 $cm^3\ cm^{-3}$ nos horizontes superficiais. Para os horizontes subsuperficiais a média foi de 0,38 $cm^3\ cm^{-3}$ e variou entre 0,05 e 0,66 $cm^3\ cm^{-3}$.

A porosidade total do solo (PT) a média foi de 0,66 $cm^3\ cm^{-3}$, nos horizontes superficiais, e variou entre 0,28 e 0,96 $cm^3\ cm^{-3}$ (Tabela 4), e para os horizontes subsuperficiais a média foi de 0,65 $cm^3\ cm^{-3}$, e variou entre 0,43 e 0,87 $cm^3\ cm^{-3}$ (Tabela 5). A porosidade total foi positivamente correlacionada com CC, PMP e AD. A porosidade total descrita acima é a realizada pelo método em que o anel é saturado, e seus resultados diferem dos observados quando a porosidade total foi calculada através da densidade de partícula (PT Dp). Estas diferenças provem de alguns problemas nas análises, como a saturação parcial das amostras no método do anel saturado, e presença de bolha de ar nas amostras saturadas com álcool na metodologia da densidade de partículas, e expansão de solos.

A estatística descritiva para os demais potenciais matriciais utilizados na curva de retenção de água no solo está apresentada na Tabela 4 e Tabela 5**Erro! Fonte de referência não encontrada.**, e se correlacionaram de forma positiva e significativa com CC e PMP. A AD teve correlação positiva com a retenção da saturação até 300 kPa, mas foi negativa nos potenciais de 500 e 1.500 kPa, embora com baixos valores de ρ. Dentre os pontos cabe destacar os resultados para a microporosidade, que variou entre 0,14 e 0,79 $cm^3\ cm^{-3}$, com teor médio de 0,46 $cm^3\ cm^{-3}$ nos horizontes superficiais. Nos

horizontes subsuperficiais o teor médio foi de 0,49 cm^3 cm^{-3} variando de 0,14 a 0,77 cm^3 cm^{-3}.

Como os potenciais utilizados para a construção da curva de retenção de água no solo abrangem a CC e o PMP, eles possuem uma relação de dependência, o que gera correlação entre eles. Respeitando-se a análise de multicolinearidade entre variáveis, este resultado indica que pontos da CRAS podem ser utilizados na construção de funções de pedotransferência a serem aplicados a banco de dados que possuam, por exemplo, dados de microporosidade para estimar a CC, PMP e AD.

A AD nos horizontes superficiais variou de 0,04 a 0,26 cm^3 cm^{-3} com média de 0,13 cm^3 cm^{-3}, e nos subsuperficiais de 0,04 a 0,22 cm^3 cm^{-3} com média de 0,09 cm^3 cm^{-3}.

A condutividade hidráulica saturada (KHS) nos horizontes superficiais variou de 0 a 3.453 mm h^{-1} com média de 216 mm h^{-1} (Tabela 4), e nos horizontes subsuperficiais de 0 a 1.627 mm h^{-1} com média de 140 mm h^{-1} (Tabela 5). A ampla variação da KHS e a sua alta dependência de macroporos contínuos contribuíram para a fraca correlação com CC, PMP e AD do solo.

Tabela 4 - Estatística descritiva de diferentes propriedades e características do solo em horizontes superficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014.

Característica/ Propriedade	Unidade	Normalidade (Shapiro-Wilk)[1]	Média	Mínimo	Máximo
PT[2]	$cm^3\ cm^{-3}$	0,98**	0,66	0,28	0,96
PT Dp	$cm^3\ cm^{-3}$	0,97**	0,57	0,26	0,75
1 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,94**	0,55	0,24	0,84
6 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,92**	0,46	0,14	0,79
10 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,92**	0,44	0,12	0,78
33 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,93**	0,41	0,10	0,75
100 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,93**	0,39	0,09	0,72
300 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,94**	0,36	0,06	0,67
500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,95**	0,34	0,05	0,63
1.500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,95**	0,32	0,04	0,59
AD 10-1.500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,93**	0,13	0,04	0,26
AD 33-1.500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,94**	0,09	0,02	0,22
KHS	$mm\ h^{-1}$	0,57**	216	0	3453
Dp	$g\ cm^{-3}$	0,98	2,52	1,85	3,00
Areia	$g\ kg^{-1}$	0,79**	241	17	973
Silte	$g\ kg^{-1}$	0,97**	289	12	581
Argila	$g\ kg^{-1}$	0,95**	468	14	789
Argila+Silte	$g\ kg^{-1}$	0,80**	758	27	982
Areia Fina	$g\ kg^{-1}$	0,64**	137	6	828
Areia Grossa	$g\ kg^{-1}$	0,71**	103	6	652
Areia MG	$g\ kg^{-1}$	0,39**	24	0	377
Areia G	$g\ kg^{-1}$	0,65**	31	1	224
Areia M	$g\ kg^{-1}$	0,78**	48	3	303
Areia F	$g\ kg^{-1}$	0,52**	97	3	818
Areia MF	$g\ kg^{-1}$	0,68**	40	2	292
Ds	$g\ cm^{-3}$	0,98**	1,09	0,48	1,76
DMG	cm	0,91**	4,2	0,3	6,3
Argila H_2O	$g\ kg^{-1}$	0,82**	144	0	616
GF	%	0,86**	70	6	100
LL	$g\ g^{-1}$	0,93**	0,48	0,15	0,71
LP	$g\ g^{-1}$	0,97*	0,36	0,16	0,57
LPeg	$g\ g^{-1}$	0,93**	0,53	0,21	0,76
IP	$g\ g^{-1}$	0,97**	0,13	0,00	0,34
ASE	$m^2\ g^{-1}$	0,98	119	33	198
CO	$g\ kg^{-1}$	0,70**	26	4	140

pH H_2O		0,93**	4,8	3,9	6,3
pH KCl		0,91**	4,1	3,5	5,6
K	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,57**	0,36	0,01	3,57
Na	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,47**	0,13	0	1,21
Al	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,90**	2,7	0	12,8
H+Al	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,91**	11,64	1,03	41,4
P	ppm	0,35**	2,90	0	41
SB	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,71**	4,74	0,14	30,9
Ca+Mg	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,71**	4,22	0,07	27,0
CTCefetiva	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,83**	7,43	0,86	31,1
CTCpH7	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,94**	16,53	2,1	47,1
AtivArg	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,72**	40	9	197
AtivArgCO	$cmol_c\ dm^{-3}$	0,67**	15	0,7	83
Índice Ativ Arg		0,82**	0,80	0,35	2,44
V	%	0,80**	27	2	93
m	%	0,89**	49	0	97
SIO_2	%	0,80**	137	14	293
AL_2O_3	%	0,84**	106	10	285
Fe_2O_3	%	0,84**	119	4	408
TIO_2	%	0,39**	7,97	0,49	61,50
Ki		0,96**	2,1	1,4	3,1
Kr		0,80**	1,3	0,8	2,6
Altitude	m	0,93**	762	19	1373

Fonte: produção do próprio autor.

(1) Hipótese H0: as amostras provem de uma população normal, Ho é rejeitada quando: *: significante ($0,01<p<0,05$) e **: significante ($p<0,01$).

(2) PT: porosidade total, PT Dp: porosidade total calculada pela densidade de partícula, AD 10-1.500 kPa: água disponível calculada usando 10 kPa, AD 33-1.500 kPa: água disponível calculada usando 33 kPa, KHS: conduvidade hidráulica satura, Dp: densidade de partícula, Areia MG: areia muito grossa, Areia G: areia grossa, Areia M: areia média, Areia F: areia fina, Areia MF: areia muito fina, Ds: densidade do solo, DMP: diâmetro médio ponderado, DMG: diâmetro médio geométrico, Argila H_2O: argila dispersa em água, GF: grau de floculação, LL: limite de liquidez, LP: limite de plasticidade, LPeg: limite de pegajosidade, IP: índice de plasticidade, ASE: área superficial específica, CO: carbono orgânico, pH H_2O: pH em água, pH KCl: pH em sal, K: potássio, Na: sódio, Al: alumínio, H+Al: hidrogênio mais alumínio, P: fósforo: SB: soma de bases, Ca+Mg: cálcio mais magnésio, CTCefetiva: capacidade de troca de cátions efetiva, CTCpH7: capacidade de troca de cátions a pH7, AtivArg: atividade da argila, AtivArgCO: atividade da argila desconsiderando o carbono, Índice Ativ Arg: índice de atividade da argila, V: saturação por bases, m: saturação por alumínio, SIO_2: óxidos de silício, AL_2O_3: óxidos de alumínio, Fe_2O_3: óxidos de ferro, TIO_2: óxidos de titânio, KI: índice KI, KR: índice KR.

Tabela 5 - Estatística descritiva de diferentes propriedades e características do solo em horizontes superficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014.

Característica/ Propriedade	Unidade	Normalidade (Shapiro-Wilk)[(1)]	Média	Mínimo	Máximo
PT[(2)]	$cm^3\ cm^{-3}$	0,90**	0,65	0,43	0,87
PT Dp	$cm^3\ cm^{-3}$	0,98**	0,53	0,34	0,76
1 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,96**	0,55	0,30	0,80
6 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,87**	0,49	0,14	0,77
10 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,86**	0,48	0,11	0,77
33 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,89**	0,46	0,10	0,75
100 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,88**	0,44	0,08	0,74
300 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,89**	0,42	0,07	0,72
500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,88**	0,40	0,06	0,69
1.500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,88**	0,38	0,05	0,66
AD 10-1.500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,98**	0,10	0,04	0,22
AD 33-1.500 kPa	$cm^3\ cm^{-3}$	0,96**	0,08	0,03	0,18
KHS	$mm\ h^{-1}$	0,73**	140	0	1627
Dp	$g\ cm^{-3}$	0,96**	2,50	2,10	3,10
Areia	$g\ kg^{-1}$	0,73**	196	10	950
Silte	$g\ kg^{-1}$	0,97**	220	19	515
Argila	$g\ kg^{-1}$	0,88**	582	22	840
Argila+Silte	$g\ kg^{-1}$	0,73**	803	49	989
Areia Fina	$g\ kg^{-1}$	0,59**	123	5	884
Areia Grossa	$g\ kg^{-1}$	0,66**	73	4	590
Areia MG	$g\ kg^{-1}$	0,38**	19	0	362
Areia G	$g\ kg^{-1}$	0,63**	20	0	163
Areia M	$g\ kg^{-1}$	0,69**	32	2	226
Areia F	$g\ kg^{-1}$	0,45**	86	2	873
Areia MF	$g\ kg^{-1}$	0,61**	36	2	345
Ds	$g\ cm^{-3}$	0,98**	1,19	0,68	1,69
DMG	cm	0,97**	3,3	0,4	5,9
Argila H_2O	$g\ kg^{-1}$	0,59**	41	0	362
GF	%	0,61**	90	25	100
LL	$g\ g^{-1}$	0,98*	0,53	0,17	0,93
LP	$g\ g^{-1}$	0,99	0,38	0,11	0,60
LPeg	$g\ g^{-1}$	0,97**	0,59	0,21	0,93
IP	$g\ g^{-1}$	0,93**	0,17	0,00	0,42
ASE	$m^2\ g^{-1}$	0,96	141	60	239
CO	$g\ kg^{-1}$	0,96**	10	1	24

pH H_2O		0,86**	4,8	4	7
pH KCl		0,93**	4,12	3,4	5,7
K	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,30**	0,16	0,01	4,1
Na	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,37**	0,10	0	1,61
Al	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,77**	2,70	0	18
H+Al	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,95**	7,66	0,92	22
P	ppm	0,34**	1,82	0	16
SB	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,50**	2,90	0,12	39
Ca+Mg	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,51**	2,59	0,02	35
CTCefetiva	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,69**	5,56	0,33	40
CTCpH7	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,82**	10	2,16	41
AtivArg	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,61**	19	6	113
AtivArgCO	$cmol_c\,dm^{-3}$	0,60**	12	0	84
Índice Ativ Arg		0,92**	0,65	0,33	1,40
V%	%	0,69**	20	1	95
m%	%	0,82**	62	0	98
SIO_2	%	0,88**	163	19	399
AL_2O_3	%	0,79**	135	13	258
Fe_2O_3	%	0,88**	110	5	263
TIO_2	%	0,80**	18	0	65
KI		0,40**	2,3	0,1	14,4
KR		0,93**	1,3	0,1	2,6
Altitude	m	0,93**	684	19	1372

Fonte: produção do próprio autor.

(1) Hipótese H0: as amostras provem de uma população normal, Ho é rejeitada quando: *: significante ($0,01<p<0,05$) e **: significante ($p<0,01$).

(2) PT: porosidade total, PT Dp: porosidade total calculada pela densidade de partícula, AD 10-1.500 kPa: água disponível calculada usando 10 kPa, AD 33-1.500 kPa: água disponível calculada usando 33 kPa, KHS: conduvidade hidráulica satura, Dp: densidade de partícula, Areia MG: areia muito grossa, Areia G: areia grossa, Areia M: areia média, Areia F: areia fina, Areia MF: areia muito fina, Ds: densidade do solo, DMP: diâmetro médio ponderado, DMG: diâmetro médio geométrico, Argila H_2O: argila dispersa em água, GF: grau de floculação, LL: limite de liquidez, LP: limite de plasticidade, LPeg: limite de pegajosidade, IP: índice de plasticidade, ASE: área superficial específica, CO: carbono orgânico, pH H_2O: pH em água, pH KCl: pH em sal, K: potássio, Na: sódio, Al: alumínio, H+Al: hidrogênio mais alumínio, P: fósforo: SB: soma de bases, Ca+Mg: cálcio mais magnésio, CTCefetiva: capacidade de troca de cátions efetiva, CTCpH7: capacidade de troca de cátions a pH7, AtivArg: atividade da argila, AtivArgCO: atividade da argila desconsiderando o carbono, Índice Ativ Arg: índice de atividade da argila, V: saturação por bases, m: saturação por alumínio, SIO_2: óxidos de silício, AL_2O_3: óxidos de alumínio, Fe_2O_3: óxidos de ferro, TIO_2: óxidos de titânio, KI: índice KI, KR: índice KR.

Tabela 6 - Coeficiente de correlação de postos de Spearman entre diferentes propriedade e características do solo e capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível em horizontes superficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014.

Característica/ Propriedade	10 kPa	33 kPa	1500 kPa	AD 10-1500 kPa	AD 33-1500 kPa
PT[(2)]	0,27**	0,21*	0,22**	0,35**	0,16
PT Dp	0,26**	0,17*	0,18*	0,31**	0,06
1 kPa	0,63**	0,56**	0,49**	0,41**	0,30**
6 kPa	0,99**	0,96**	0,90**	0,23**	0,19*
10 kPa	-	0,97**	0,92**	0,22**	0,18*
33 kPa	0,97**	-	0,95**	0,10	0,17*
100 kPa	0,96**	0,99**	0,96**	0,06	0,13
300 kPa	0,95**	0,98**	0,96**	0,02	0,07
500 kPa	0,94**	0,97**	0,99**	-0,05	-0,02
1.500 kPa	0,92**	0,95**	-	-0,11	-0,10
AD 10-1.500 kPa	0,22**	0,10	-0,11	-	0,85**
AD 33-1.500 kPa	0,18**	0,17**	-0,10	0,85**	-
KHS	-0,04	-0,03	-0,05	0,10	0,10
Dp	-0,04	-0,09	-0,02	-0,12	-0,26
Areia	-0,47**	-0,47**	-0,55**	0,10	0,21*
Silte	0,26**	0,25**	0,15	0,42**	0,43**
Argila	0,46**	0,45**	0,57**	-0,20*	-0,31**
Argila+Silte	0,47**	0,47**	0,55**	-0,10	-0,21*
Areia Fina	-0,49**	-0,48**	-0,58**	0,09	0,21*
Areia Grossa	-0,29**	-0,28**	-0,34**	0,08	0,13
Areia MG	0,19*	0,20*	0,19*	0,08	0,07
Areia G	-0,01	0,00	-0,04	0,13	0,13
Areia M	-0,39**	-0,39**	-0,46**	0,08	0,15
Areia F	-0,50**	-0,49**	-0,58**	0,08	0,21*
Areia MF	-0,34**	-0,34**	-0,44**	0,21*	0,29
Ds	-0,29**	-0,21*	-0,20*	-0,39**	-0,17
DMG	0,19*	0,24**	0,23**	0,00	0,06
Argila H_2O	0,08	0,09	0,10	0,10	0,16
GF	0,26**	0,22*	0,20*	0,18*	0,12
LL	0,50**	0,46**	0,47**	0,03	-0,10
LP	0,45**	0,36**	0,40**	0,08	-0,15
LPeg	0,43**	0,38**	0,41**	0,03	-0,14
IP	0,15	0,22**	0,27**	-0,27**	-0,17*
ASE	0,04	0,04	0,08	-0,10	-0,11
CO	0,05	0,03	-0,01	-0,01	-0,03

pH H_2O	-0,18*	-0,15	-0,19*	0,13	0,25**
pH KCl	0,04	0,05	0,04	0,22**	0,26**
K	-0,10	-0,08	-0,18*	0,31**	0,38**
Na	-0,07	-0,10	-0,14	0,28**	0,26**
Al	0,41**	0,38**	0,30**	0,24**	0,23**
H+Al	0,05	0,04	-0,03	0,35**	0,32**
P, ppm	0,16	0,12	0,16	-0,02	-0,07
SB	-0,02	0,02	-0,02	0,14	0,24**
Ca+Mg	-0,04	0,01	-0,02	0,11	0,23**
CTCefetiva	0,29**	0,30**	0,26**	0,16	0,18*
CtcpH7	-0,05	-0,08	-0,16	0,41**	0,38**
AtivArg	0,05	0,11	0,06	0,15	0,30
AtivArgCO	0,08	0,15	0,16	-0,08	0,08
Índice Ativ Arg	-0,01	-0,06	-0,10	0,19	0,10
V%	0,02	0,03	-0,01	0,26**	0,29**
m%	0,34**	0,29**	0,25**	0,15	0,09
SIO_2	0,05	0,04	0,04	0,08	0,03
AL_2O_3	0,09	0,04	0,05	0,12	0,01
FE_2O_3	0,06	0,04	0,00	0,17*	0,13
TIO2	0,08	0,01	0,04	0,12	-0,01
KI	0,02	0,01	-0,01	0,10	0,10
KR	0,11	0,08	0,06	0,12	0,08
Altitude	0,63**	0,59**	0,59**	0,17	0,06

Fonte: produção do próprio autor.

(1) Hipótese H0: as amostras provem de uma população normal, Ho é rejeitada quando: *: significante (0,01<p<0,05) e **: significante (p<0,01).

(2) PT: porosidade total, PT Dp: porosidade total calculada pela densidade de partícula, AD 10-1.500 kPa: água disponível calculada usando 10 kPa, AD 33-1.500 kPa: água disponível calculada usando 33 kPa, KHS: conduvidade hidráulica satura, Dp: densidade de partícula, Areia MG: areia muito grossa, Areia G: areia grossa, Areia M: areia média, Areia F: areia fina, Areia MF: areia muito fina, Ds: densidade do solo, DMP: diâmetro médio ponderado, DMG: diâmetro médio geométrico, Argila H_2O: argila dispersa em água, GF: grau de floculação, LL: limite de liquidez, LP: limite de plasticidade, LPeg: limite de pegajosidade, IP: índice de plasticidade, ASE: área superficial específica, CO: carbono orgânico, pH H_2O: pH em água, pH KCl: pH em sal, K: potássio, Na: sódio, Al: alumínio, H+Al: hidrogênio mais alumínio, P: fósforo: SB: soma de bases, Ca+Mg: cálcio mais magnésio, CTCefetiva: capacidade de troca de cátions efetiva, CTCpH7: capacidade de troca de cátions a pH7, AtivArg: atividade da argila, AtivArgCO: atividade da argila desconsiderando o carbono, Índice Ativ Arg: índice de atividade da argila, V: saturação por bases, m: saturação por alumínio, SIO_2: óxidos de silício, AL_2O_3: óxidos de alumínio, Fe_2O_3: óxidos de ferro, TIO_2: óxidos de titânio, KI: índice KI, KR: índice KR.

Tabela 7 - Coeficiente de correlação de postos de Spearman entre diferentes propriedade e características do solo e capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível em horizontes subsuperficiais de perfis de solo no Estado de Santa Catarina, 2014.

Característica/ Propriedade	10 kPa	33 kPa	1500 kPa	AD 10-1500 kPa	AD 33-1500 kPa
PT[(2)]	0,55**	0,46**	0,46**	0,17*	-0,01
PT Dp	0,24**	0,15	0,14**	0,23	-0,02
1 kPa	0,75**	0,69**	0,66**	0,11	0,05
6 kPa	0,99**	0,97**	0,93**	-0,08	0,04
10 kPa	-	0,98**	0,94**	-0,09	0,05
33 kPa	0,98**	-	0,96**	-0,17*	0,03
100 kPa	0,95**	0,96**	0,94**	-0,20*	-0,02
300 kPa	0,95**	0,97**	0,98**	-0,29**	-0,09
500 kPa	0,94**	0,96**	0,99**	-0,34**	-0,16*
1.500 kPa	0,94**	0,96**	-	-0,37**	-0,20*
AD 10-1.500 kPa	-0,09	-0,17	-0,37	-	0,85**
AD 33-1.500 kPa	0,05	0,03	-0,20	0,85**	-
KHS	-0,36**	-0,41**	-0,42**	0,18*	-0,02
Dp	-0,04	-0,10	-0,11	0,15	0,00
Areia	-0,46**	-0,41**	-0,47**	0,13	0,23**
Silte	0,08	0,08	0,03	0,16*	0,19*
Argila	0,47**	0,43**	0,50**	-0,20*	-0,28**
Argila+Silte	0,46**	0,41**	0,47**	-0,13	-0,23**
Areia Fina	-0,45**	-0,40**	-0,47**	0,16*	0,27**
Areia Grossa	-0,23**	-0,19*	-0,23**	0,02	0,12
Areia MG	0,16	0,18*	0,19*	-0,16	-0,07
Areia G	0,04	0,06	0,05	-0,06	-0,01
Areia M	-0,36**	-0,32**	-0,37**	0,09	0,20*
Areia F	-0,45**	-0,40**	-0,46**	0,14	0,26**
Areia MF	-0,29**	-0,26**	-0,34**	0,21**	0,29**
Ds	-0,28**	-0,19*	-0,20*	-0,24**	0,00
DMG	0,21**	0,28**	0,27**	-0,19*	0,01
Argila H_2O	0,17*	0,10	0,07	0,18*	0,04
GF	0,29**	0,27**	0,31**	-0,15	-0,21**
LL	0,53**	0,52**	0,57**	-0,25**	-0,25**
LP	0,53**	0,46**	0,47**	-0,02	-0,15
LPeg	0,56**	0,54**	0,60**	-0,25**	-0,26**
IP	0,21**	0,28**	0,35**	-0,42**	-0,24**
ASE	0,01	0,05	0,06	-0,13	-0,08
CO	0,06	0,09	0,10	-0,08	0,04

pH H_2O	0,10	0,08	0,07	0,05	0,02
pH KCl	0,41**	0,38**	0,36**	0,05	0,02
K	-0,11	-0,10	-0,10	0,04	0,06
Na	-0,03	-0,03	-0,06	0,07	0,08
Al	0,16*	0,18*	0,19*	-0,06	0,03
H+Al	0,35**	0,36**	0,34**	0,01	0,04
P, ppm	0,08	0,04	0,01	0,10	0,02
SB	0,13	0,13	0,14	-0,05	-0,04
Ca+Mg	0,16*	0,16*	0,18*	-0,06	-0,03
CTCefetiva	0,20*	0,22**	0,23**	-0,10	-0,05
CTCpH7	0,25**	0,25**	0,24**	0,01	0,03
AtivArgLab	0,22**	0,26**	0,28**	-0,18*	-0,04
AtivArgCO	0,24**	0,28**	0,30**	-0,14	-0,01
Índice Ativ Arg	0,09	0,04	0,00	0,17*	0,07
V%	0,36**	0,33**	0,31**	0,05	0,04
m%	0,09	0,10	0,10	-0,09	-0,07
SIO_2	0,29**	0,22**	0,22**	0,07	-0,07
AL_2O_3	0,36**	0,30**	0,31**	0,03	-0,12
Fe_2O_3	0,23**	0,17*	0,18*	0,07	-0,06
TIO_2	0,25**	0,21**	0,19*	0,06	-0,02
KI	0,23**	0,17*	0,17*	0,05	-0,08
KR	0,28**	0,22**	0,22**	0,05	-0,09
Altitude	0,33**	0,31**	0,34**	-0,08	-0,16*

Fonte: produção do próprio autor.

(1) Hipótese H0: as amostras provem de uma população normal, Ho é rejeitada quando: *: significante (0,01<p<0,05) e **: significante (p<0,01).

(2) PT: porosidade total, PT Dp: porosidade total calculada pela densidade de partícula, AD 10-1.500 kPa: água disponível calculada usando 10 kPa, AD 33-1.500 kPa: água disponível calculada usando 33 kPa, KHS: conduvidade hidráulica satura, Dp: densidade de partícula, Areia MG: areia muito grossa, Areia G: areia grossa, Areia M: areia média, Areia F: areia fina, Areia MF: areia muito fina, Ds: densidade do solo, DMP: diâmetro médio ponderado, DMG: diâmetro médio geométrico, Argila H_2O: argila dispersa em água, GF: grau de floculação, LL: limite de liquidez, LP: limite de plasticidade, LPeg: limite de pegajosidade, IP: índice de plasticidade, ASE: área superficial específica, CO: carbono orgânico, pH H_2O: pH em água, pH KCl: pH em sal, K: potássio, Na: sódio, Al: alumínio, H+Al: hidrogênio mais alumínio, P: fósforo: SB: soma de bases, Ca+Mg: cálcio mais magnésio, CTCefetiva: capacidade de troca de cátions efetiva, CTCpH7: capacidade de troca de cátions a pH7, AtivArg: atividade da argila, AtivArgCO: atividade da argila desconsiderando o carbono, Índice Ativ Arg: índice de atividade da argila, V: saturação por bases, m: saturação por alumínio, SIO_2: óxidos de silício, AL_2O_3: óxidos de alumínio, Fe_2O_3: óxidos de ferro, TIO_2: óxidos de titânio, KI: índice KI, KR: índice KR.

6.1.1.2 Granulometria

Os teores de areia total variaram de 17 a 973 g kg^{-1}, com teor médio de 241 g kg^{-1} nos horizontes superficiais e de 10 a 950 g kg^{-1} com média de 196 g kg^{-1} nos horizontes subsuperficiais. O teor médio de silte variou de 12 a 581g kg^{-1}, com média de 241 g kg^{-1} nos horizontes superficiais e de 19 a 515 g kg^{-1} com média de 220 g kg^{-1} nos horizontes subsuperficiais. Quanto a argila variou de 14 a 789 g kg^{-1} com média de 468 g kg^{-1} nos horizontes superficiais, e de 22 a 840 g kg^{-1} com média de 582 g kg^{-1} nos horizontes subsuperficiais.

A estatística descritiva para a areia dividida em duas classes e em cinco classes está apresentada na Tabela 4 para horizontes superficiais e Tabela 5 para os subsuperficiais. A areia total, a areia dividida em duas e em cinco classes se correlacionaram negativamente com CC e PMP, com exceção da classe areia muito grossa (Tabela 6 e Tabela 7). Este resultado também foi encontrado no estudo de Costa et al. (2013) e Giarola; Silva; Imhoff (2002) os quais encontraram correlação linear significativa e negativa, para areia dividida em duas classes de diâmetro, com a retenção de água na CC e no PMP, em solos do Estado de Santa Catarina e Rio Grande do Sul. Não houve aumento nos coeficientes de correlação de Spearman quando a areia total foi dividida em duas ou cinco classes, para a CC e o PMP. Quando a areia total foi dividida em duas classes, a classe areia fina (0,053-0,25 mm) apresentou maior coeficiente de correlação do que a classe areia grossa (0,25-2 mm), para os horizontes superficiais e subsuperficiais.

A divisão da areia total em cinco classes de diâmetro indicou que as classes areia muito fina, fina e média tiveram maior correlação com CC e PMP, tanto nos horizontes superficiais quanto nos subsuperficiais e foram negativas, ou

seja, com aumento dos teores de areia a CC e o PMP diminuem.

O teor de argila teve correlação positiva e significativa com a retenção de água na CC e no PMP, nos horizontes superficiais e subsuperficiais. Para o teor de silte, apenas nos horizontes superficiais, houve correlação positiva com a retenção de água na CC. Quando analisado o somatório das frações granulométricas argila e silte, para os horizontes superficiais e subsuperficiais, o coeficiente de correlação indicou efeito positivo na retenção de água, mas negativo para a disponibilidade de água. Para AD, os teores de silte, areia total e de areia muito fina tiveram correlação positiva enquanto o teor de argila teve efeito negativo.

6.1.1.3 Densidade do solo e de partículas

A densidade do solo nos horizontes superficiais variou de 0,48 a 1,76 kg dm^{-3}, com média de 1,09 kg dm^{-3} (Tabela 4), e nos horizontes subsuperficiais variou de 0,68 a 1,69 kg dm^{-3}, com média de 1,19 kg dm^{-3} (Tabela 5). Os solos com teores elevados de carbono orgânico, devido a sua baixa densidade e efeito na estruturação do solo, tiveram menor densidade. O mesmo foi observado para os horizontes superficiais, com menor densidade do que os subsuperficiais.

A densidade do solo se correlacionou negativamente com CC, PMP e AD para todo o banco de dados e para os horizontes subsuperficiais, enquanto para os horizontes superficiais a correlação foi apenas com CC e PMP.

A densidade de partículas do solo nos horizontes superficiais variou de 1,85 a 3,00 kg dm^{-3}, com média de 2,52 kg dm^{-3} (Tabela 4). Para os horizontes subsuperficiais variou entre 2,10 a 3,10 kg dm^{-3}, com média de 2,50 kg dm^{-3} (Tabela 5). A variação nesta propriedade do solo se deve aos teores de material orgânico, a mineralogia do solo e a composição granulométrica.

A densidade de partículas do solo não apresentou correlação significativa com CC, PMP e AD nos horizontes superficiais e subsuperficiais (Tabela 6 e Tabela 7).

6.1.1.4 Estabilidade de agregados

A estabilidade de agregados, expressa pelo diâmetro médio geométrico (DMG) variou nos horizontes superficiais entre 0,3 e 6,3 mm, com média de 4,2 (Tabela 4) e nos horizontes subsuperficiais de 0,4 a 5,9 mm, com média de 3,3 mm (Tabela 5). O DMG se correlacionou positivamente e significativamente com CC e PMP nos horizontes superficiais e com CC, PMP e AD nos subsuperficiais (Tabela 6 e Tabela 7).

6.1.1.5 Carbono orgânico

O teor de carbono orgânico (CO) do solo variou nos horizontes superficiais entre 4 a 140 g dm^{-3}, com teor médio de 26 g dm^{-3} e nos horizontes subsuperficiais entre 1 a 24 g dm^{-3}, com teor médio de 10 g dm^{-3}.

O CO que compõe a matéria orgânica do solo é importante no aumento da retenção e disponibilidade de água no solo. Entretanto, seu efeito é considerado contraditório como afirmam Rawls et al. (2003). No presente estudo, não foi observada correlação significativa entre o CO e retenção e disponibilidade de água no solo. Este resultado ocorreu devido à grande variabilidade da retenção e da disponibilidade de água para um mesmo teor de CO no solo, comportamento que se repete para vários teores de CO, e desta maneira afeta a análise de correlação de postos de Spearman, aproximando de zero seu coeficiente. No estudo de Costa et al. (2013) os autores observaram para os horizontes superficiais, coeficientes de correlação significativos com a retenção e a disponibilidade de água nos solos do Estado de Santa Catarina. Giarola; Silva; Imhoff (2002) constataram correlação linear positiva entre teor

de matéria orgânica do solo e retenção de água na CC e com AD em solos dos Estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul. Semelhante resultado foi observado Reichert et al. (2009) trabalhando com solos do Estado de Rio Grande do Sul. Concluíram também, que o teor de CO foi incluído na geração de funções de pedotransferência, com melhoria da estimativa da retenção e disponibilidade da água no solo.

6.1.1.6 Limites de Atterberg (Consistência do solo)

A consistência do solo foi analisada através dos limites de liquidez (LL), plasticidade (LP), pegajosidade (LPeg) e índice de plasticidade (IP). O LP variou de 0,16 a 0,57 g g^{-1}, com média de 0,36 g g^{-1} nos horizontes superficiais, e de 0,11 a 0,60 g g^{-1}, com média de 0,38 g g^{-1} nos horizontes subsuperficiais. O LL variou de 0,15 a 0,71 g g^{-1}, com média de 0,48 g g^{-1} nos horizontes superficiais e de 0,17 a 0,93 g g^{-1}, com média de 0,53 g g^{-1} nos horizontes subsuperficiais. Quanto ao LPeg, este teve variação de 0,21 a 0,76 g g^{-1} com média de 0,53 g g^{-1} para horizontes superficiais e de 0,21 a 0,93 g g^{-1}, com média de 0,59 g g^{-1} para os horizontes subsuperficiais. O IP, que expressa o intervalo entre o LP e o LL do solo, variou de 0 a 0,34 g g^{-1}, com média de 0,13 g g^{-1} nos horizontes superficiais e de 0 a 0,42 g g^{-1}, com média de 0,17 g g^{-1} nos horizontes subsuperficiais.

Os limites de consistência do solo e o IP se correlacionaram positivamente com a CC e PMP nos horizontes superficiais e subsuperficiais. Com relação a AD houve correlação positiva e significativa com o IP nos horizontes superficiais, e com os LL, LPeg e IP nos horizontes subsuperficiais.

6.1.1.7 Área superficial específica

A área superficial especifica (ASE) variou de 60 a 239 $m^2 g^{-1}$, com média de 141 $m^2 g^{-1}$ nos horizontes superficiais e 33 a 198 $m^2 g^{-1}$, com média de 119 $m^2 g^{-1}$ nos horizontes subsuperficiais. A ASE se correlacionou positivamente com a CC e PMP nos horizontes superficiais e subsuperficiais, e negativamente com a AD, entretanto os coeficientes de correlação foram baixos.

6.1.1.8 Características/propriedades químicas

As análises descritivas das características químicas dos horizontes superficiais e subsuperficiais estão apresentadas na Tabela 4 e Tabela 5, respectivamente. De maneira geral os solos avaliados apresentaram propriedades que indicam elevada acidez, com alto teor de Al e baixo teor de cátions básicos.

De forma geral as características que apresentaram correlação significativa com a retenção e disponibilidade de água no solo foram as relacionadas à acidez do solo, como pH_{KCl}, H+Al, Al, m, V, atividade de argila, CTC efetiva e CTC_{pH7}. Estas variáveis podem ter se correlacionado devido a sua alta relação da acidez com a presença de material orgânico no solo.

6.1.1.9 Características/propriedades mineralógicas

As análises descritivas das características mineralógicas dos horizontes superficiais e subsuperficiais estão apresentadas nas Tabela 4 e Tabela 5, respectivamente.

Nos horizontes superficiais foi observada correlação significativa entre AD e óxidos de Fe e nos horizontes subsuperficiais houve correlações positivas e significativas entre todas as propriedades analisadas e a CC e o PMP, mas não com AD. Em solos dos Estados de Santa Catarina e Rio

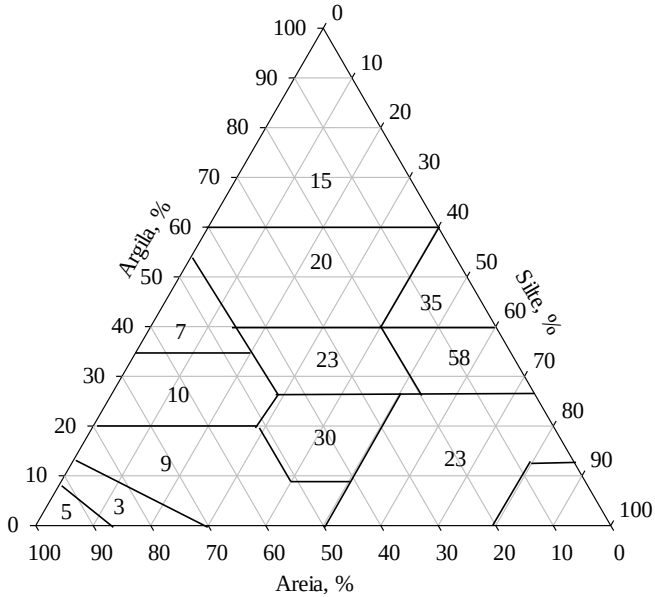
Grande do Sul Giarola; Silva; Imhoff (2002) encontraram correlação linear significativa e positiva entre a retenção de água na CC e no PMP com os teores de óxidos de alumínio (Al_2O_3) e ferro (Fe_2O_3).

6.1.1.10 Altitude

A altitude do local variou entre 19 m e 1.373 m nos horizontes superficiais e subsuperficiais, com média de 684 m nos primeiros e 762 m nos últimos. A diferença entre as médias se deve ao fato de alguns perfis não possuírem horizontes subsuperficiais.

A altitude se correlacionou de forma positiva com a CC e PMP nos horizontes superficiais e subsuperficiais e com a AD nos horizontes subsuperficiais. Os solos das áreas de maior altitude no Estado de Santa Catarina possuem clima mais frio, o que favorece o acúmulo de matéria orgânica e consequentemente a retenção e disponibilidade de água, principalmente nos horizontes superficiais onde o ρ entre altitude e CO foi de 0,17. Além disso, os solos das regiões mais altas possuem granulometria mais fina, com $\rho > 0,50$ para partículas com diâmetro superior a 53µm e maior teor de carbono orgânico (Figura 3).

Figura 3 - Triângulo textural apresentando os teores médios de carbono orgânico (g kg^{-1}) nas diferentes classes texturais, para todos os horizontes superficiais e subsuperficiais.



Fonte: produção do próprio autor.

6.1.1.11 Considerações

A amplitude das propriedades hídricas, físicas, químicas e mineralógicas dos horizontes dos 70 perfis de solo amostrados foi alta, indicando alta variabilidade e representatividade dos solos do Estado de Santa Catarina. A alta representatividade é importante no desenvolvimento dos modelos para estimativa da retenção de disponibilidade da água no solo, para que estes possam estimar com melhor desempenho o maior número de solos possíveis. Além disso os modelos somente estimarão com o mesmo desempenho com que foram desenvolvidos se utilizados dentro da amplitude de dados nos quais foram gerados.

A correlação entre as propriedades do solo e a retenção de água na CC, PMP e AD revelou alta correlação entre CC no ψm de -10 e -33 kPa, e também entre a AD calculada usando a CC no ψm de -10 e -33 kPa. Estes resultados tornam justificável o uso de apenas um dos ψm para a CC, e comumente se tem utilizado o ψm de -10 kPa nos trabalhos com CC no Brasil.

A CC e PMP se correlacionaram significativamente com a retenção de água no solo em outros pontos da curva de retenção de água no solo, com a granulometria do solo, densidade do solo, agregação e consistência do solo. Já a AD se correlacionou com os pontos mais úmidos da curva de retenção de água no solo, com a granulometria e índice de plasticidade do solo, nos horizontes superficiais, e nos horizontes subsuperficiais se correlacionou com a granulometria e consistência do solo. Portanto esses resultados demonstram que as propriedades físicas do solo são as que melhor se correlacionam com CC, PMP e AD do solo.

6.1.2 Análise de trilha

Através da análise de trilha foram avaliados os efeitos diretos e indiretos de algumas propriedades físicas do solo na retenção e disponibilidade de água, para os 8 modelos (Tabela 12). Buscou-se avaliar situações distintas das analisadas por Costa (2012), Costa et al. (2013) e Mendes (2014) inserindo-se variáveis ainda não utilizadas, como os limites de Atterberg, área superficial específica e microporosidade do solo.

Os primeiros quatro modelos de regressão avaliaram o efeito dos teores de argila, silte, carbono orgânico (CO), limite de plasticidade (LP), área superficial específica (ASE) e da microporosidade na estimativa da CC, PMP e AD. Os demais modelos avaliaram o efeito da separação da areia total em cinco classes de diâmetro das partículas. A análise foi realizada no banco de dados completo, e para o banco de dados dividido

em amostras dos horizontes superficiais e subsuperficiais. Neste momento foi observada alta colinearidade entre areia e argila, e também entre os limites de liquidez, plasticidade e pegajosidade e, portanto, estas propriedades não puderam ser incluídas num mesmo modelo. Portanto se optou pelo uso do limite plasticidade (LP) por ter alta correlação com as propriedades a serem estimadas e possuir uma metodologia simples, rápida e barata.

A estimativa da retenção da água no solo utilizando a argila foi melhor do que nos modelos em que foi utilizado o teor de areia dividido em cinco classes, em todos os horizontes analisados e nos horizontes agrupados, sendo que as estimativas foram melhores nos horizontes avaliados separadamente (Tabela 8).

Os modelos de regressão linear múltipla que continham a microporosidade foram os que apresentaram as melhores estimativas da retenção de água no solo para os horizontes analisados separadamente e agrupados. Isto porque a microporosidade do solo é também um ponto da curva de retenção de água no solo (-6 kPa), e está próximo da capacidade de campo (CC) (-10 kPa), o coeficiente de determinação foi de 0,99.

Quanto à disponibilidade de água no solo os melhores modelos para estimativa foram os que continham área superficial específica, apesar do banco de dados apresentar ainda um baixo número de perfis com os resultados desta propriedade do solo.

Tabela 8 - Coeficientes de determinação obtidos entre regressões lineares múltiplas e utilizando diferentes efeitos fixos para estimativa da capacidade de campo (CC), ponto de murcha permanente (PMP), e conteúdo de água disponível (AD) em diferentes perfis de solo no Estado de Santa Catarina.

Modelo	Propriedade	Horizonte		
		A e B	Superficial	Subsuperficial
Argila, silte e CO[(1)]	CC	0,58	0,66	0,66
	PMP	0,63	0,66	0,67
	AD	0,36	0,33	0,10
Argila, silte, CO e LP	CC	0,46	0,48	0,43
	PMP	0,51	0,48	0,45
	AD	0,34	0,28	0,11
Argila, silte, CO e ASE	CC	0,52	0,73	0,52
	PMP	0,61	0,77	0,64
	AD	0,51	0,49	0,25
Argila, silte, CO e Micro	CC	0,99	0,99	0,99
	PMP	0,92	0,91	0,93
	AD	0,44	0,47	0,13
5 frações de areia, silte e CO	CC	0,47	0,64	0,52
	PMP	0,50	0,60	0,60
	AD	0,37	0,39	0,12
5 frações de areia, silte, CO e LP	CC	0,34	0,44	0,29
	PMP	0,36	0,35	0,29
	AD	0,38	0,37	0,16
5 frações de areia, silte, CO e ASE	CC	0,50	0,74	0,54
	PMP	0,56	0,74	0,61
	AD	0,54	0,53	0,32
5 frações de areia, silte, CO e Micro	CC	0,99	0,99	0,99
	PMP	0,92	0,91	0,94
	AD	0,41	0,46	0,13

Fonte: produção do próprio autor.

[(1)]CO: carbono orgânico, LP: limite de plasticidade, ASE: área superficial específica, Micro: microporosidade, CC: capacidade de campo, PMP: ponto de murcha permanente, AD: água disponível.

Os modelos que utilizaram teor de argila tiveram maior capacidade em estimar CC e PMP do que os modelos que utilizaram as cinco classes de areia. Houve redução na capacidade preditiva dos modelos quando foi inserido o LP.

Quando incluído a ASE houve melhoria na estimativa, explicando até 74% da variação nos horizontes superficiais. Mas os melhores modelos lineares para a retenção de água no solo foram os que incluíam a microporosidade, justamente por este ser um ponto da curva de retenção de água no solo com alta correlação com CC e PMP, explicando 99% da variação para o primeiro e de 91 a 94% para o segundo.

No modelo apresentado na Tabela 9 os efeitos diretos do conteúdo de argila, silte e carbono orgânico foram maiores que o efeito total para a retenção de água na CC e no PMP. Isto ocorreu devido ao efeito indireto do silte sobre a argila, da argila sobre o silte e argila sobre o carbono orgânico. O efeito indireto de uma propriedade sobre outra provém da relação entre as variáveis independentes. O teor de argila teve maior efeito direto sobre a retenção, mas está relacionado negativamente ao silte e ao carbono orgânico, de modo que solos com maior teor de argila possuem menor teor de silte e carbono orgânico, e estes reduziram o efeito total da argila, tanto nos horizontes superficiais, subsuperficiais e nos horizontes agrupados.

No modelo apresentado na Tabela 10, onde foi incluído o LP, se percebe que a alta correlação entre o teor de argila e LP fez com que seus efeitos diretos sobre a retenção de água fossem reduzidos, sendo representado pelo alto efeito indireto de uma propriedade do solo sobre a outra, nos horizontes superficiais, subsuperficiais e agrupados. O LP não influenciou o efeito da silte e carbono orgânico. Quando se incluiu a ASE (Tabela 11) o seu efeito direto sobre a retenção de água à CC e PMP sofreu um leve aumento, gerado principalmente pelo efeito negativo do teor de argila sobre a ASE.

No modelo com a microporosidade, os efeitos diretos dos teores de argila, silte e carbono orgânico sofreram uma redução drástica em relação ao efeito total, em função do alto efeito indireto da microporosidade nestes modelos. No caso da retenção de água na CC o efeito direto se deu apenas pela

microporosidade, e no caso do PMP o maior efeito direto ainda permaneceu com a microporosidade, mas o teor de argila ainda tinha efeito direto sobre a retenção no PMP.

Quanto ao desempenho dos modelos lineares testados para estimar a AD, todos tiveram baixa capacidade preditiva, sendo que os melhores foram os que incluíam a ASE, chegando a explicar no máximo 54% da variação, no caso dos modelos com cinco classes de diâmetro de areia, para os horizontes A e B agrupados.

No modelo com as variáveis preditoras argila, silte e CO o efeito direto destes foi inferior ao efeito total para explicar a variação da AD, em horizontes superficiais, subsuperficiais e agrupados, pois há efeito indireto dos teores de argila e silte sobre as variáveis preditoras.

Percebe-se a alta dependência da retenção de água na CC e no PMP da granulometria, em que solos com maior teor de partículas mais finas tem maior retenção de água no solo. O efeito total do CO na retenção de água no solo é muito baixo, pelo efeito da análise de correlação de postos de Spearman, mas o efeito direto é positivo, indicando que solos com maior teor de CO retém mais água. Em estudo com banco de dados menor (44 perfis), Costa et al. (2013) observaram ρ mais elevados, principalmente nos horizontes superficiais, indicando que nas amostras acrescentadas ao banco de dados a variabilidade da retenção foi maior em amostras com teores de CO semelhantes. Reichert et al. (2009), para solos do Estado do Rio Grande do Sul, também observaram, através de análise de trilha, baixo efeito direto dos teores de matéria orgânica na retenção e disponibilidade de água no solo, principalmente pelo efeito indireto dos teores de silte dos solos.

Também se verificou que a propriedade do solo que mostrou maior influência na disponibilidade de água no solo foi o teor de silte, em todos os modelos, tanto nos horizontes superficiais, subsuperficiais e agrupados, com efeito positivo na disponibilidade de água.

Tabela 9 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte e CO.

			Efeito indireto via:		
Propriedade	r	Efeito Direto	Argila	Silte	CO
		Horizonte A e B			
		Capacidade de campo			
Argila	0,52	0,60		-0,07	-0,01
Silte	0,07	0,24	-0,17		-0,01
CO	0,06	0,12	-0,05	-0,01	
		Ponto de murcha permanente			
Argila	0,62	0,67		-0,04	-0,01
Silte	-0,06	0,13	-0,19		-0,01
CO	0,06	0,12	-0,05	-0,01	
		Contéudo de água disponível			
Argila	-0,30	-0,21		-0,10	0,01
Silte	0,41	0,35	0,06		0,01
CO	-0,11	-0,11	0,02	-0,02	
		Horizonte superficial			
		Capacidade de campo			
Argila	0,46	0,54		-0,06	-0,01
Silte	0,26	0,36	-0,10		0,00
CO	0,05	0,12	-0,06	0,00	
		Ponto de murcha permanente			
Argila	0,57	0,63		-0,05	-0,01
Silte	0,15	0,26	-0,11		0,00
CO	-0,01	0,07	-0,08	0,00	
		Contéudo de água disponível			
Argila	-0,20	-0,13		-0,07	0,00
Silte	0,42	0,40	0,02		0,00
CO	-0,01	-0,02	0,02	0,00	
		Horizonte subsuperficial			
		Capacidade de campo			
Argila	0,47	0,54		-0,06	0,00
Silte	0,08	0,23	-0,14		0,00
CO	0,06	0,09	-0,03	0,00	
		Ponto de murcha permanente			
Argila	0,50	0,56		-0,05	-0,01
Silte	0,03	0,18	-0,15		0,00
CO	0,10	0,13	-0,03	0,00	
		Contéudo de água disponível			

Argila	-0,20	-0,17		-0,03	0,00
Silte	0,16	0,11	0,05		0,00
CO	-0,08	-0,09	0,01	0,00	

Fonte: produção do próprio autor.

Tabela 10 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte, CO e LP.

			Efeito indireto via:			
Propriedade	r	Efeito Direto	Argila	Silte	CO	LP
		Horizonte A e B				
		Capacidade de campo				
Argila	0,52	0,45		-0,05	-0,01	0,14
Silte	0,07	0,19	-0,12		-0,01	0,01
CO	0,06	0,11	-0,04	-0,01		-0,01
LP	0,50	0,23	0,26	0,01	0,00	
		Ponto de murcha permanente				
Argila	0,62	0,62		-0,03	-0,01	0,04
Silte	-0,06	0,11	-0,17		-0,01	0,00
CO	0,06	0,12	-0,05	-0,01		0,00
LP	0,44	0,07	0,36	0,01	0,00	
		Contéudo de água disponível				
Argila	-0,30	-0,31		-0,09	0,01	0,09
Silte	0,41	0,31	0,09		0,01	0,01
CO	-0,11	-0,11	0,02	-0,02		-0,01
LP	-0,01	0,15	-0,18	0,02	0,00	
		Horizonte superficial				
		Capacidade de campo				
Argila	0,46	0,44		-0,06	-0,01	0,09
Silte	0,26	0,32	-0,08		0,00	0,02
CO	0,05	0,11	-0,05	0,00		0,00
LP	0,45	0,16	0,25	0,04	0,00	
		Ponto de murcha permanente				
Argila	0,57	0,61		-0,05	-0,01	0,01
Silte	0,15	0,26	-0,11		0,00	0,00
CO	-0,01	0,07	-0,07	0,00		0,00
LP	0,40	0,02	0,34	0,04	0,00	
		Contéudo de água disponível				
Argila	-0,20	-0,23		-0,06	0,00	0,09
Silte	0,42	0,36	0,04		0,00	0,02
CO	-0,01	-0,03	0,03	0,00		0,00
LP	0,08	0,16	-0,13	0,05	0,00	
		Horizonte subsuperficial				
		Capacidade de campo				
Argila	0,47	0,30		-0,04	0,00	0,22
Silte	0,08	0,16	-0,08		0,00	0,01

CO	0,06	0,09	-0,02	0,00		-0,01
LP	0,53	0,34	0,19	0,00	0,00	
Ponto de murcha permanente						
Argila	0,50	0,41		-0,04	-0,01	0,13
Silte	0,03	0,14	-0,11		0,00	0,00
CO	0,10	0,13	-0,02	0,00		-0,01
LP	0,47	0,21	0,26	0,00	-0,01	
Contéudo de água disponível						
Argila	-0,20	-0,28		-0,02	0,00	0,10
Silte	0,16	0,08	0,08		0,00	0,00
CO	-0,08	-0,09	0,01	0,00		-0,01
LP	-0,02	0,16	-0,18	0,00	0,00	

Fonte: produção do próprio autor.

Tabela 11 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte, CO e ASE.

			Efeito indireto via:			
Propriedade	r	Efeito Direto	Argila	Silte	CO	ASE
		Horizonte A e B				
		Capacidade de campo				
Argila	0,52	0,60		-0,07	-0,01	0,00
Silte	0,07	0,24	-0,17		-0,01	0,00
CO	0,06	0,12	-0,05	-0,01		0,00
ASE	0,03	0,06	-0,04	0,01	-0,01	
		Ponto de murcha permanente				
Argila	0,62	0,67		-0,04	-0,01	-0,01
Silte	-0,06	0,13	-0,19		-0,01	0,00
CO	0,06	0,12	-0,05	-0,01		0,00
ASE	0,05	0,09	-0,04	0,01	-0,01	
		Contéudo de água disponível				
Argila	-0,30	-0,22		-0,10	0,01	0,01
Silte	0,41	0,35	0,06		0,01	0,00
CO	-0,11	-0,12	0,02	-0,02		0,01
ASE	-0,07	-0,10	0,01	0,01	0,01	
		Horizonte superficial				
		Capacidade de campo				
Argila	0,46	0,54		-0,06	-0,01	-0,01
Silte	0,26	0,36	-0,10		0,00	0,00
CO	0,05	0,12	-0,07	0,00		0,00
ASE	0,04	0,07	-0,05	0,02	0,00	
		Ponto de murcha permanente				
Argila	0,57	0,64		-0,05	-0,01	-0,01
Silte	0,15	0,26	-0,11		0,00	0,01
CO	-0,01	0,07	-0,08	0,00		0,00
ASE	0,08	0,12	-0,06	0,02	0,00	
		Contéudo de água disponível				
Argila	-0,20	-0,14		-0,07	0,00	0,01
Silte	0,42	0,40	0,03		0,00	-0,01
CO	-0,01	-0,03	0,02	0,00		0,00
ASE	-0,10	-0,14	0,01	0,02	0,00	
		Horizonte subsuperficial				
		Capacidade de campo				
Argila	0,47	0,54		-0,06	0,00	0,00
Silte	0,08	0,23	-0,14		0,00	0,00

CO	0,06	0,09	-0,03	0,00		0,00
ASE	0,01	0,03	-0,01	-0,01	0,00	
Ponto de murcha permanente						
Argila	0,50	0,56		-0,05	-0,01	0,00
Silte	0,03	0,19	-0,15		0,00	0,00
CO	0,10	0,13	-0,03	0,00		0,00
ASE	0,06	0,08	-0,01	-0,01	-0,01	
Contéudo de água disponível						
Argila	-0,20	-0,18		-0,03	0,00	0,00
Silte	0,16	0,11	0,05		0,00	0,00
CO	-0,08	-0,09	0,01	0,00		0,01
ASE	-0,13	-0,13	0,00	0,00	0,00	

Fonte: produção do próprio autor.

Tabela 12 - Coeficientes de correlação considerando os efeitos diretos e indiretos, obtidos através da análise de trilha, para o modelo com argila, silte, CO e microporosidade.

			Efeito indireto via:			
Propriedade	r	Efeito Direto	Argila	Silte	CO	Microp.
		Horizonte A e B				
		Capacidade de campo				
Argila	0,52	-0,02		0,01	0,00	0,53
Silte	0,07	-0,02	0,00		0,00	0,09
CO	0,06	0,01	0,00	0,00		0,05
Microporos	0,99	1,00	-0,01	0,00	0,00	
		Ponto de murcha permanente				
Argila	0,62	0,15		0,03	0,00	0,44
Silte	-0,06	-0,09	-0,04		0,00	0,08
CO	0,06	0,03	-0,01	0,00		0,04
Microporos	0,91	0,84	0,08	-0,01	0,00	
		Contéudo de água disponível				
Argila	-0,30	-0,25		-0,09	0,01	0,03
Silte	0,41	0,33	0,07		0,01	0,01
CO	-0,11	-0,12	0,02	-0,02		0,00
Microporos	-0,05	0,06	-0,13	0,03	-0,01	
		Horizonte superficial				
		Capacidade de campo				
Argila	0,46	0,02		0,00	0,00	0,44
Silte	0,26	0,00	0,00		0,00	0,27
CO	0,05	0,00	0,00	0,00		0,05
Microporos	0,99	0,98	0,01	0,00	0,00	
		Ponto de murcha permanente				
Argila	0,57	0,19		0,01	0,00	0,37
Silte	0,15	-0,04	-0,03		0,00	0,22
CO	-0,01	-0,03	-0,02	0,00		0,04
Microporos	0,90	0,83	0,08	-0,01	0,00	
		Contéudo de água disponível				
Argila	-0,20	-0,28		-0,05	0,01	0,13
Silte	0,42	0,29	0,05		0,00	0,08
CO	-0,01	-0,05	0,03	0,00		0,01
Microporos	0,23	0,28	-0,13	0,08	0,00	
		Horizonte subsuperficial				
		Capacidade de campo				
Argila	0,47	-0,04		0,00	0,00	0,50
Silte	0,08	-0,01	0,01		0,00	0,08

CO	0,06	0,01	0,00	0,00		0,05
Microporos	0,99	1,00	-0,02	0,00	0,00	
Ponto de murcha permanente						
Argila	0,50	0,04		0,01	0,00	0,45
Silte	0,03	-0,03	-0,01		0,00	0,07
CO	0,10	0,06	0,00	0,00		0,05
Microporos	0,93	0,91	0,02	0,00	0,00	
Contéudo de água disponível						
Argila	-0,20	-0,18		-0,03	0,00	0,00
Silte	0,16	0,11	0,05		0,00	0,00
CO	-0,08	-0,09	0,01	-0,01		0,00
Microporos	-0,08	0,00	-0,09	0,01	-0,00	

Fonte: produção do próprio autor.

6.1.2.1 Considerações

A análise de trilha foi importante para esclarecer e orientar a construção dos modelos a serem utilizados para a estimativa da retenção e da disponibilidade de água nos solos do Estado de Santa Catarina.

Com a análise da multicolinearidade se estabeleceu que os teores de argila e areia não poderiam ser utilizados dentro de um mesmo modelo, assim como não se podem utilizar os limites de liquidez, plasticidade e pegajosidade. Através dos coeficientes de determinação se percebe que o uso dos horizontes superficiais e subsuperficiais separadamente melhora as estimativas do que utilizar apenas um banco de dados com as amostras destes dois horizontes.

Quanto as propriedades do solo para utilizadas para as estimativas, a princípio o uso dos teores de argila é melhor do que classes de areia. O uso da microporosidade do solo melhorou a estimativa da retenção de água no solo, e a área superficial específica para disponibilidade de água, mas o uso do LP não modificou a estimativa. Pode-se verificar a alta dependência da retenção com a granulometria do solo, de forma que o aumento dos teores de partículas finas eleva a retenção de água no solo.

A correlação de Spearman apontou baixa correlação entre os teores de carbono orgânico e a retenção e disponibilidade de água no solo, mas a análise de trilha mostrou indicou efeito direto do carbono orgânico sobre o efeito total, indicando que esta propriedade do solo pode ser utilizada nos modelos.

6.2 AGRUPAMENTOS DE RETENÇÃO E DISPONIBILIDADE DE ÁGUA NO SOLO

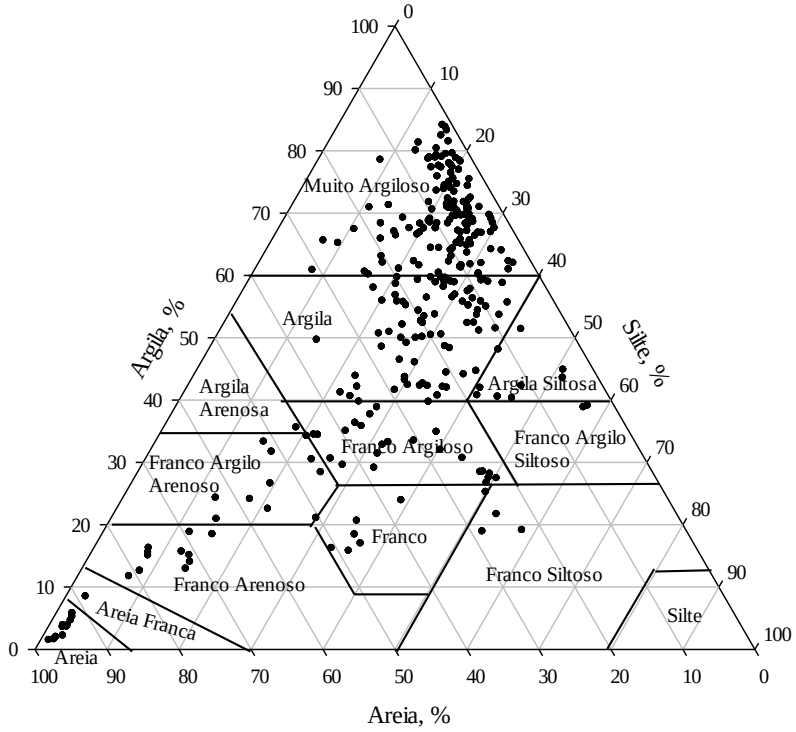
Neste capítulo será apresentado e discutido a CC, PMP e AD em distintos agrupamentos, por classes texturais segundo SANTOS, LEMOS et al. (2005), por classificação até o nível de Subordem da SiBCS (EMBRAPA, 2013), por litologia formadora do solo e por tipo de solo segundo IN2/2008 do MAPA. A CC, PMP e AD são representadas pelas médias de cada um dos níveis dos agrupamentos testados, e, portanto, o número de repetições para cada média é diferente, dependendo da quantidade de amostras coletadas em cada nível.

6.2.1 Retenção e disponibilidade de água por classes texturais

No agrupamento dos perfis em classes texturais se percebe uma grande variação na CC, PMP (Tabela 13), e disponibilidade de água (Tabela 14) entre as classes texturais, sendo que nos horizontes superficiais a variabilidade foi maior do que nos subsuperficiais, tendo em vista o erro padrão apresentado pelas amostras de cada classe textural. A maioria dos horizontes apresenta textura muito argilosa, argilosa e franca argilosa, como é mostrado na Figura 4, e dentre às 13 classes texturais a silte não foi contemplada. Nas Figura 5, Figura 6 e Figura 7 estão apresentados graficamente no triângulo textural os resultados quanto a CC, PMP e AD nos

horizontes superficiais e subsuperficiais, e o número total de horizontes amostrados que compõem cada classe textural.

Figura 4 - Distribuição granulométrica dos horizontes do solo analisados, através da classificação proposta por SANTOS, LEMOS et al. (2005).



Fonte: produção do próprio autor.

Tabela 13 - Capacidade de campo e ponto de murcha permanente em horizontes agrupados em diferentes classes texturais em solos do Estado de Santa Catarina.

Classe textural	CC	ep*	Classe textural	PMP	ep
Horizonte superficial					
Franco argilo siltoso	0,55 a**	0,07	Franco argilo siltoso	0,38 ab	0,06
Argila siltosa	0,50 a	0,03	Muito argiloso	0,36 a	0,01
Argila	0,48 a	0,01	Argila	0,36 a	0,01
Muito argiloso	0,47 a	0,02	Argila siltosa	0,35 ab	0,02
Franco argiloso	0,46 a	0,02	Franco argiloso	0,31 ab	0,02
Franco	0,43 a	0,03	Franco argilo arenoso	0,30 ab	0,04
Franco argilo arenoso	0,41 a	0,04	Franco	0,29 b	0,02
Franco siltoso	0,41 a	0,05	Franco siltoso	0,28 b	0,03
Franco arenoso	0,26 b	0,04	Franco arenoso	0,15 c	0,03
Areia	0,16 b	0,04	Areia	0,07 c	0,03
Horizonte subsuperficial					
Argila siltosa	0,56 a	0,05	Argila siltosa	0,43 ab	0,05
Muito argiloso	0,51 a	0,01	Muito argiloso	0,42 a	0,01
Argila	0,50 ac	0,01	Argila arenosa	0,39 abc	0,05
Argila arenosa	0,50 ab	0,05	Argila	0,38 b	0,01
Franco argiloso	0,42 b	0,02	Franco argiloso	0,32 c	0,02
Franco argilo arenoso	0,41 b	0,02	Franco argilo arenoso	0,31 c	0,02
Franco	0,39 bc	0,05	Franco	0,26 cd	0,05
Franco arenoso	0,24 d	0,04	Franco arenoso	0,15 de	0,03
Areia franca	0,22 d	0,05	Areia franca	0,10 e	0,05
Areia	0,19 d	0,03	Areia	0,09 e	0,03

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Tabela 14 - Conteúdo de água disponível em horizontes agrupados em diferentes classes texturais em solos do Estado de Santa Catarina.

Classe textural	AD	ep*	Classe textural	AD	ep
Horizonte superficial			Subsuperficial		
Franco argilo siltoso	0,17 abc**	0,03	Franco	0,13 ab	0,02
Franco	0,16 a	0,01	Argila siltosa	0,13 ab	0,02
Argila siltosa	0,14 ab	0,01	Areia franca	0,12 ab	0,02
Franco argiloso	0,14 ab	0,01	Argila arenosa	0,11 ab	0,02
Argila	0,13 bcd	0,01	Argila	0,10 a	0,01
Franco siltoso	0,13 abcd	0,02	Franco argiloso	0,10 ab	0,01
Muito argiloso	0,11 cd	0,01	Franco argilo arenoso	0,10 ab	0,01
Franco arenoso	0,11 bcd	0,02	Areia	0,10 ab	0,01
Franco argilo arenoso	0,10 bcd	0,02	Muito argiloso	0,09 b	0,01
Areia	0,09 d	0,02	Franco arenoso	0,09 ab	0,01

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

A alta variabilidade da CC e PMP nos solos dentro de uma mesma classe textural fez com que o erro padrão fosse elevado, e desta forma, nos horizontes superficiais, médias da CC e PMP com diferenças, respectivamente de 0,14 e 0,08 $cm^3\ cm^{-3}$, não diferiram significativamente. Nos horizontes subsuperficiais a variabilidade foi menor, portanto houve maior discriminação entre as classes texturais.

A CC teve maior variação do que o PMP nos horizontes superficiais, variando entre 0,16 (Areia) a 0,55 $cm^3\ cm^{-3}$ (Franco argilo siltoso); o PMP variou entre 0,07 (Areia) a 0,38 $cm^3\ cm^{-3}$ (Franco argilo siltoso). Nos horizontes subsuperficiais a CC variou de 0,19 (Areia) a 0,56 $cm^3\ cm^{-3}$ (Argila siltoso), e o PMP de 0,09 (Areia) a 0,43 $cm^3\ cm^{-3}$ (Argila siltoso). O alto erro padrão nos horizontes superficiais se deve a grande atividade e ação de vários agentes, como organismos vivos, secamento e molhamento e teor de matéria orgânica do solo, entre outros. Pode-se destacar que os solos das classes argila e

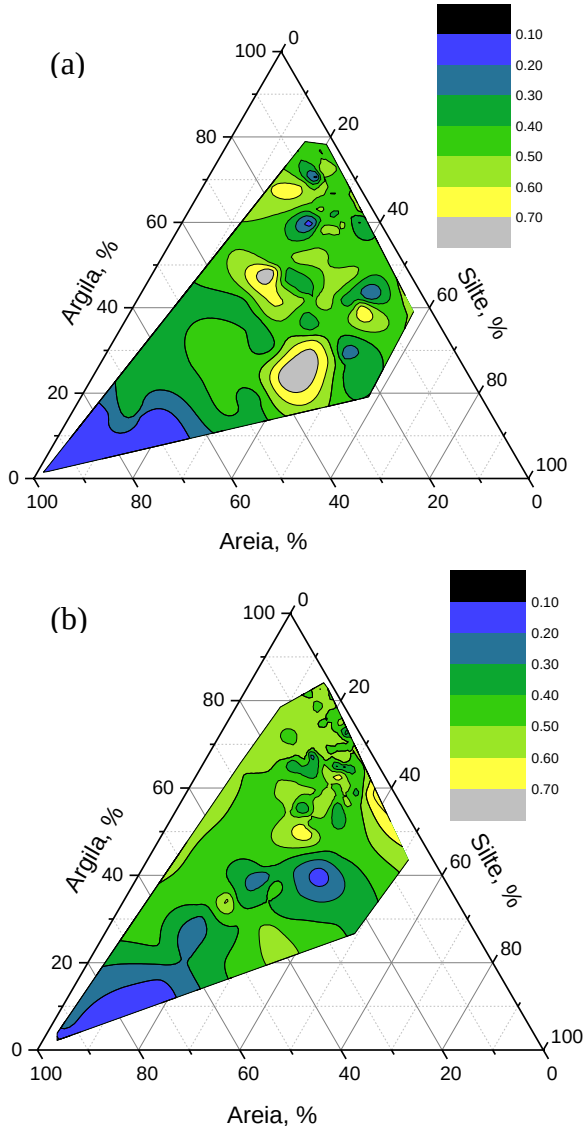
muito argiloso foram os que tiveram menor variabilidade, tendo o menor erro padrão (0,01 cm^3 cm^{-3}), sendo que estas classes foram as que possuíam maiores quantidades de horizontes amostrados. O erro padrão é afetado diretamente pelo tamanho da amostra (desvio padrão dividido pela raiz quadrada do tamanho da amostra), portanto o aumento do tamanho da amostra resulta em redução do erro por estar no denominador.

Nos horizontes superficiais as classes de textura franca argila siltosa foram as que apresentaram maior CC e PMP, mas no caso da CC, a variabilidade foi alta fazendo com que apenas os menores teores, nas classes areia e franco arenoso diferissem das demais classes, que por sua vez não diferiram entre si. Para o PMP as classes areia e franco arenoso também diferiram das demais, possuindo os menores teores, enquanto as demais classes não diferiram entre sí.

Nos horizontes subsuperficiais as maiores CC e PMP estão em classes texturais com teor maior que 35% de argila (350 g kg^{-1}), representadas pelas classes: franco argilo siltoso, argila siltosa, argila e muito argilosa. Já os menores CC e PMP estão nos solos mais arenosos, com mais de 500 g kg^{-1} de areia e menos de 200 g kg^{-1} de argila, representadas pelas classes: franco arenoso, areia franca e areia.

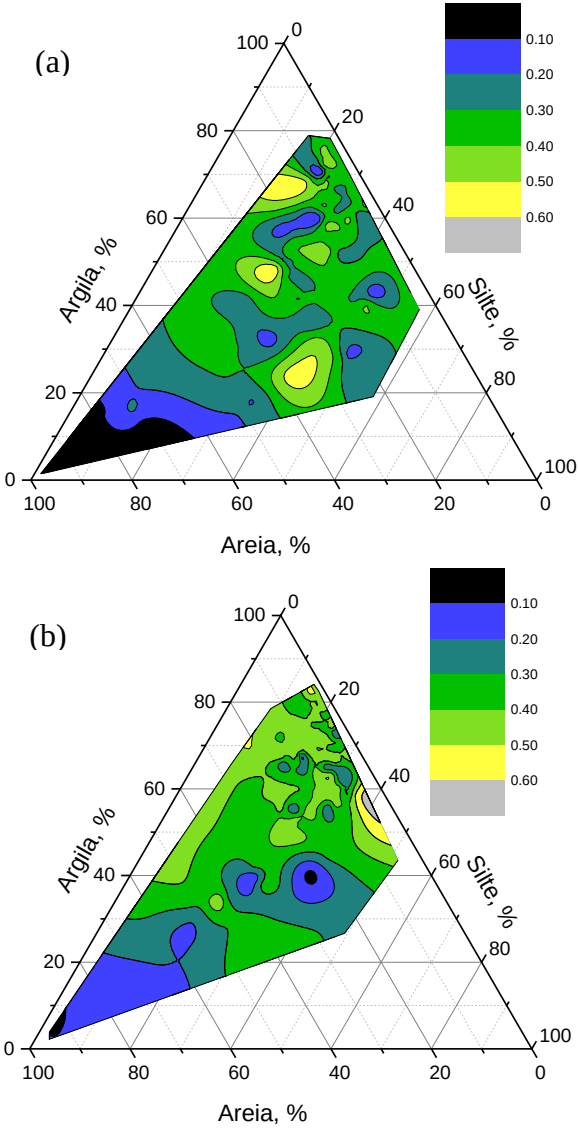
A maior retenção de água na faixa entre CC e PMP acontece nos solos de granulometria mais fina (<0,053 mm), pois nestes solos são formados mais poros com diâmetros entre 30 e 0,2 µm, responsáveis pela retenção de água no solo em ψm entre a CC e o PMP. No caso dos solos com predominância de areia (>0,053 mm), o ajuste natural das partículas favorece a criação de macroporos (>50 µm de diâmetro) e aumenta a infiltração (maior KHS), mas diminui a retenção de água no solo.

Figura 5 - Capacidade de campo do solo (cm^3 cm^{-3}), médias em diferentes classes granulométricas para o Estado de Santa Catarina, nas camadas superficiais (a) e subsuperficiais (b).



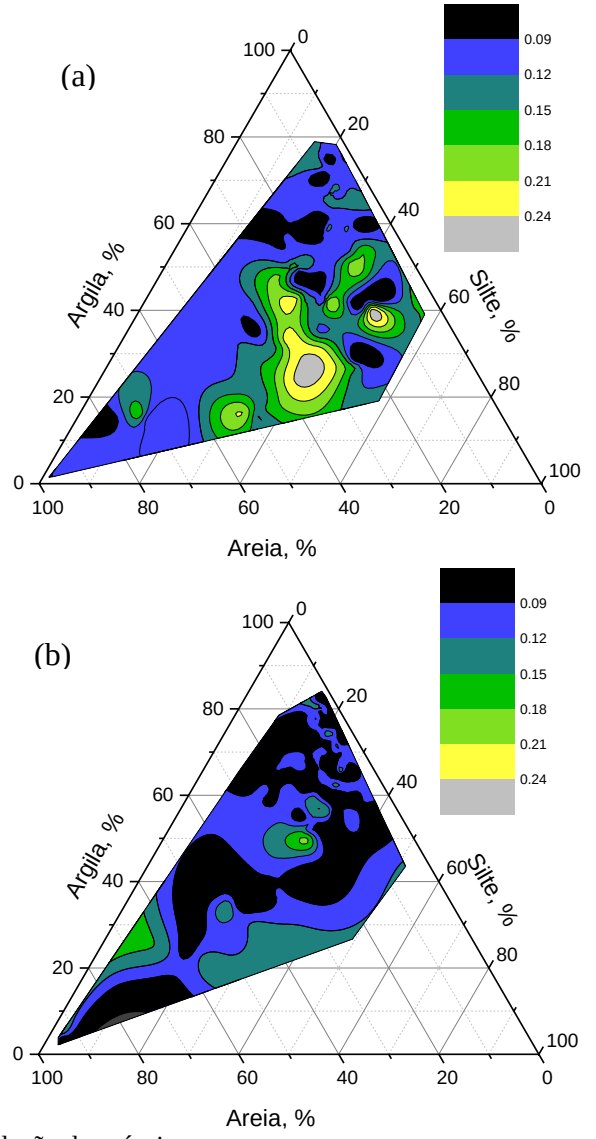
Fonte: produção do próprio autor.

Figura 6 - Ponto de murcha permanente do solo (cm^3 cm^{-3}), médias em diferentes classes granulométricas para o Estado de Santa Catarina, nas camadas superficiais (a) e subsuperficiais (b).



Fonte: produção do próprio autor.

Figura 7 - Capacidade de água disponível no solo (cm^3 cm^{-3}), médias em diferentes classes granulométricas para o Estado de Santa Catarina, nas camadas superficiais (a) e subsuperficiais (b).



Fonte: produção do próprio autor.

A menor retenção de água na CC e no PMP, nos horizontes superficiais e subsuperficiais, ocorreu em solos com os menores teores de CO e com os maiores teores de areia total (Tabela 15). Estes solos mais arenosos possuem menor teor de carbono orgânico e maior volume de macroporos, o que reduz a retenção de água no solo.

Nos horizontes superficiais a maior retenção de água na CC e PMP, foi na classe textural franco argilo siltoso que possui os maiores teores de silte (570 g kg^{-1}) e CO (58 g kg^{-1}). As outras classes texturais com maior retenção de água são de solos com teores médios de argila maior que 210 g kg^{-1}, silte maior que 213 g kg^{-1}, areia menor que 501 g kg^{-1}e teor de CO superior a 22 g kg^{-1}.

Nos horizontes subsuperficiais os teores médios de CO foram menores que nos horizontes superficiais, mas também foi importante para a retenção de água no solo, pois a maior retenção aconteceu na classe textural de argila siltosa que possui o maior teor de CO (23 g kg^{-1}). Neste horizonte a presença de partículas mais finas (<0,053 cm) foi importante para o aumento da retenção de água no solo.

A AD teve maior variabilidade nos horizontes superficiais, de 0,09 (Areia) a 0,17 cm^3 cm^{-3} (Franco argilo siltoso), e menor nos subsuperficiais, de 0,09 (Areia) a 0,13 cm^3 cm^{-3} (Franco argilo siltoso). A estrutura do solo formada naturalmente conforme a sua granulometria, refletirá não somente na retenção de água, mas também em sua disponibilidade. Em ambos os horizontes, os solos de granulometria mais argilosa e siltosa são os que possuem maior AD, enquanto os mais arenosos possuem menor AD.

Foi constatado que o incremento do teor de silte teve relação direta com a retenção e disponibilidade de água de forma mais evidente do que o incremento do teor de argila, pois as classes texturais Franco Argilo Siltosa e Argila Siltosa e Franco apresentaram maior CC, PMP e AD do que as classes

Muito Argilosa e Argilosa. Resultado semelhante foi encontrado por Reichert et al. (2009) e Costa et al. (2013).

Tabela 15 – Número de amostras (n), teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}) e altitude (m) de solos do Estado de Santa Catarina agrupados por classes texturais.

Classe textural	n	Argila	Silte	Areia	CO	Altitude
Horizontes superficiais						
Muito Argiloso	45	680	244	76	26	890
Argila	41	504	295	200	28	853
Argila Siltosa	7	420	440	139	38	893
Franco Argilo Siltoso	2	389	570	40	58	1250
Franco Argiloso	13	333	348	317	34	673
Franco Argilo Arenoso	2	285	213	501	22	55
Franco Siltoso	5	227	535	236	27	459
Franco	8	210	367	422	39	470
Franco Arenoso	9	149	115	734	9	475
Areia	5	36	20	943	6	25
Horizonte subsuperficiais						
Muito Argiloso	93	700	201	98	10	753
Argila	36	532	270	197	12	713
Argilo Siltosa	1	435	515	48	23	1245
Argilo Arenoso	1	355	185	459	7	960
Franco Argiloso	9	343	301	354	9	444
Franco Argilo Arenoso	8	291	189	517	9	564
Franco	1	266	494	239	12	480
Franco Arenoso	2	173	115	710	8	522
Areia Franca	1	84	28	886	3	27
Areia	6	35	26	938	4	25

Fonte: produção do próprio autor.

Nos horizontes superficiais, os solos com maiores teores de CO foram os que apresentaram os maiores teores de AD. Os com teores de CO acima de 34 g kg^{-1} apresentaram AD maior que 0,14 cm^3 cm^{-3}, e os solos com teor de CO inferior a 28 g kg^{-1} tiveram AD menor que 0,13 cm^3 cm^{-3}. Para os horizontes subsuperficiais, os solos com teor de CO menor que 23 g kg^{-1} o teor de AD máximo foi de 0,13 cm^3 cm^{-3}. Interessante ressaltar que nos horizontes superficiais, as classes texturais com mais areia possuem menor AD, porém a AD não

diferiu de classes mais argilosas. Nos subsuperficiais, onde o teor de CO foi menor, não houve diferenças entre as classes texturais, provavelmente porque predominou dentro da fração areia a classe de areia fina (0,25 a 0,106 mm quando dividida em cinco classes e 0,25 a 0,053 mm quando dividida em duas classes) a qual tem correlação positiva com a disponibilidade de água (Tabela 6 e Tabela 7).

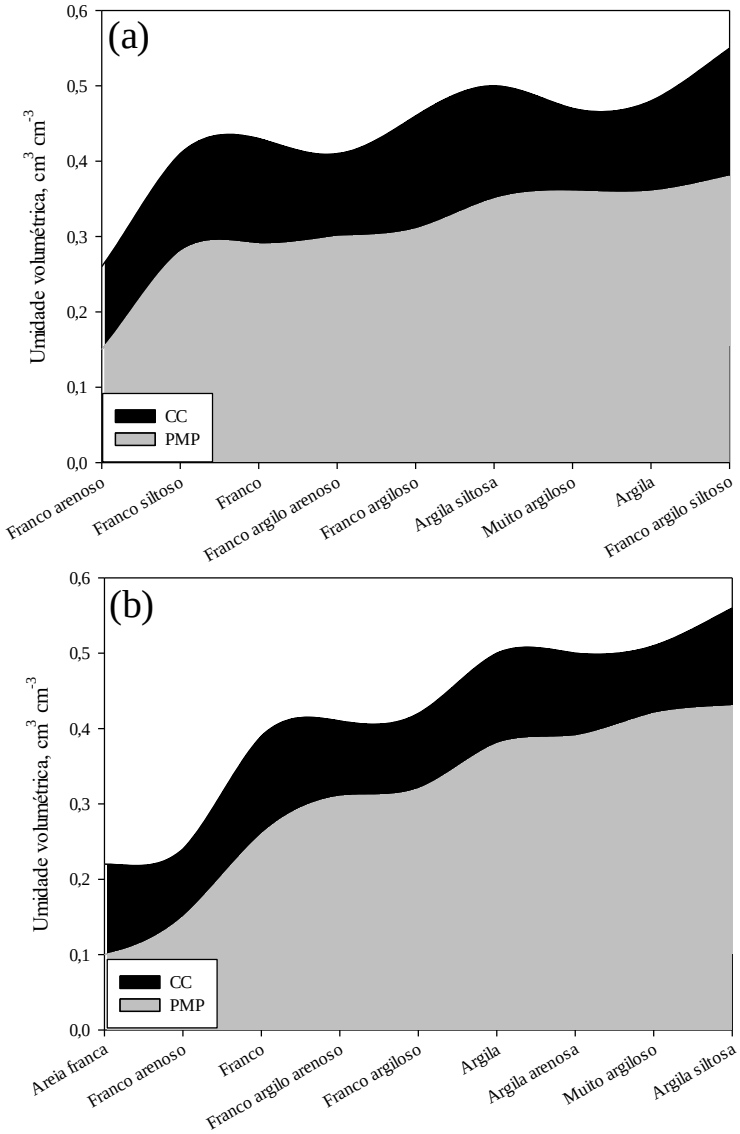
Nos horizontes superficiais, o maior teor de AD ocorre quando o solo possui menos areia e mais silte. Entretanto, o teor de AD foi pouco influenciado pelo teor de argila. Como exemplo pode-se visualizar na Figura 7 que os maiores teores de AD foram observados nos solos da classe Franca (aproximadamente 25% de argila), enquanto solos com mais de 60% de argila tiveram menor teor de AD.

Na

Figura 8 é apresentada a variação da CC, do PMP e da AD em função das classes texturais organizadas pela elevação do PMP, mostrando que a alta correlação entre CC e PMP não se traduz, necessariamente, em elevação da AD. Classes com PMP semelhante possuem diferente CC, o que afeta o teor de AD.

No Estado do Rio Grande do Sul Reichert, Albuquerque, et al. (2009) encontram maior CC e PMP em solos com maiores teores de argila e silte, e a maior disponibilidade de água ocorreu em solos com maiores teores de silte, corroborando com os resultados encontrados no Estado de Santa Catarina. Além da granulometria, foi constatado efeito positivo do CO na retenção de água, conforme observado também por Rawls, Pachepsky, et al. (2003), independentemente da granulometria do solo.

Figura 8 - Variação da capacidade de campo, ponto de murcha permanente e água disponível em função das classes texturais de solos do Estado de Santa Catarina, horizontes superficiais (a) e subsuperficiais (b).



Fonte: produção do próprio autor.

Foi observado que os maiores teores de CO estão nos horizontes superficiais dos solos de maior altitude, pois o clima frio diminui a atividade microbiana (SILVA et al., 2008). Os solos de regiões mais altas do Estado também possuem predominância de granulometria mais fina, principalmente aqueles solos originados de rochas magmáticas extrusivas. As regiões de menor altitude e próximas do litoral catarinense possuem teores mais altos de areia e menor conteúdo de CO.

A quantidade de água necessária para envolver as partículas de determinado solo está em função de sua superfície específica que é inversamente proporcional ao diâmetro das partículas, reforçando os resultados da literatura que indicam maior retenção de água em solos de textura Franco-Argilo-Siltosa e Muito Argilosa (CARLESSO e SANTOS, 1999).

6.2.2 Retenção e disponibilidade de água por classes de solo

O agrupamento dos perfis de solos até o nível de subordem pelo Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (EMBRAPA, 2013), indicou que existem diferenças para retenção na CC (Tabela 16), PMP (Tabela 17) e na disponibilidade de água (Tabela 18) entre diferentes solos. Estes valores variaram para CC entre 0,16 a 0,51 $cm^3\ cm^{-3}$, PMP entre 0,07 e 0,38 $cm^3\ cm^{-3}$, e AD entre 0,09 e 0,15 $cm^3\ cm^{-3}$.

Tabela 16 - Capacidade de campo em horizontes agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina.

Ordem	Subordem	CC	ep*
Horizontes superficiais			
Cambissolo	Húmico	0,51 a**	0,02
Latossolo	Bruno	0,50 abc	0,05
Nitossolo	Bruno	0,48 ab	0,02
Nitossolo	Vermelho	0,47 abc	0,03
Cambissolo	Háplico	0,46 abc	0,03
Latossolo	Vermelho-Amarelo	0,45 abc	0,03
Latossolo	Vermelho	0,44 abc	0,03
Neossolo	Litólico	0,44 abc	0,02
Neossolo	Regolítico	0,42 abc	0,05
Argissolo	Amarelo	0,42 abc	0,05
Latossolo	Amarelo	0,40 abc	0,07
Chernossolo	Argilúvico	0,39 bc	0,05
Argissolo	Vermelho	0,39 bc	0,05
Chernossolo	Háplico	0,38 abc	0,07
Argissolo	Vermelho-Amarelo	0,38 c	0,03
Neossolo	Quartzarênico	0,16 d	0,04
Horizontes subsuperficiais			
Chernossolo	Háplico	0,55 ab	0,06
Nitossolo	Vermelho	0,52 a	0,03
Nitossolo	Bruno	0,51 a	0,02
Argissolo	Amarelo	0,50 ab	0,04
Latossolo	Bruno	0,50 ab	0,04
Latossolo	Vermelho	0,50 ab	0,03
Argissolo	Vermelho	0,50 ab	0,04
Cambissolo	Húmico	0,49 ab	0,02
Latossolo	Vermelho-Amarelo	0,47 ab	0,03
Cambissolo	Háplico	0,47 ab	0,03
Chernossolo	Argilúvico	0,47 ab	0,04
Latossolo	Amarelo	0,46 ab	0,06
Argissolo	Vermelho-Amarelo	0,44 b	0,03
Neossolo	Litólico	0,24 c	0,06
Neossolo	Quartzarênico	0,19 c	0,03

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Tabela 17 - Ponto de murcha permanente em horizontes agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina.

Classe de Solo		PMP	ep*
Horizontes superficiais			
Latossolo	Bruno	0,38 ab**	0,04
Nitossolo	Bruno	0,38 a	0,02
Cambissolo	Húmico	0,37 ac	0,02
Nitossolo	Vermelho	0,35 abd	0,03
Cambissolo	Háplico	0,33 abd	0,03
Latossolo	Vermelho	0,32 abd	0,03
Latossolo	Vermelho-Amarelo	0,31 abd	0,03
Neossolo	Regolítico	0,31 abd	0,04
Neossolo	Litólico	0,28 bd	0,02
Argissolo	Amarelo	0,27 bcd	0,04
Latossolo	Amarelo	0,27 abd	0,06
Chernossolo	Argilúvico	0,27 bcd	0,04
Chernossolo	Háplico	0,25 abd	0,04
Argissolo	Vermelho-Amarelo	0,23 d	0,02
Argissolo	Vermelho	0,23 bd	0,06
Neossolo	Quartzarênico	0,07 e	0,04
Horizontes subsuperficiais			
Chernossolo	Háplico	0,46 abc	0,06
Nitossolo	Bruno	0,43 a	0,02
Nitossolo	Vermelho	0,42 ab	0,03
Latossolo	Bruno	0,42 abc	0,04
Argissolo	Vermelho	0,42 abc	0,04
Argissolo	Amarelo	0,39 abc	0,04
Cambissolo	Húmico	0,39 abc	0,02
Latossolo	Vermelho	0,39 abc	0,03
Cambissolo	Háplico	0,38 abc	0,02
Chernossolo	Argilúvico	0,38 abc	0,04
Latossolo	Amarelo	0,37 abc	0,06
Latossolo	Vermelho-Amarelo	0,36 bc	0,03
Argissolo	Vermelho-Amarelo	0,34 c	0,03
Neossolo	Litólico	0,15 d	0,06
Neossolo	Quartzarênico	0,10 d	0,03

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05.

Tabela 18 - Água disponível em horizontes agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina.

Classe de Solo		AD	ep*
Horizontes superficiais			
Cambissolo	Húmico	0,15 ab**	0,01
Neossolo	Litólico	0,15 a	0,01
Latossolo	Vermelho-Amarelo	0,14 abc	0,02
Argissolo	Amarelo	0,14 abcd	0,01
Cambissolo	Háplico	0,13 abcd	0,01
Chernossolo	Háplico	0,13 abcd	0,03
Argissolo	Vermelho	0,13 abcd	0,02
Chernossolo	Argilúvico	0,12 abcd	0,02
Latossolo	Bruno	0,12 abcd	0,02
Nitossolo	Vermelho	0,12 abcd	0,01
Latossolo	Vermelho	0,12 abcd	0,01
Latossolo	Amarelo	0,12 abcd	0,03
Nitossolo	Bruno	0,11 cd	0,01
Neossolo	Regolítico	0,11 abcd	0,02
Argissolo	Vermelho-Amarelo	0,11 bcd	0,01
Neossolo	Quartzarênico	0,09 d	0,02
Horizontes subsuperficiais			
Latossolo	Vermelho-Amarelo	0,12 a	0,01
Cambissolo	Húmico	0,11 a	0,01
Latossolo	Vermelho	0,11 ab	0,01
Argissolo	Amarelo	0,11 abc	0,01
Cambissolo	Háplico	0,09 abc	0,01
Chernossolo	Argilúvico	0,10 abc	0,01
Argissolo	Vermelho-Amarelo	0,10 abc	0,01
Neossolo	Quartzarênico	0,10 abc	0,01
Chernossolo	Háplico	0,09 abc	0,02
Nitossolo	Vermelho	0,09 abc	0,01
Argissolo	Vermelho	0,09 abc	0,01
Latossolo	Amarelo	0,09 abc	0,01
Neossolo	Litólico	0,09 abc	0,01
Nitossolo	Bruno	0,08 c	0,01
Latossolo	Bruno	0,08 bc	0,01

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Nos horizontes superficiais, para a CC as Ordens dos Cambissolos, Latossolos, Nitossolos, Neossolo Litólico e Regolítico, Argissolo Amarelo e Chernossolo Háplico não diferiram entre si, e apresentaram os maiores teores de água na CC, entre 0,38 e 0,51 cm^3 cm^{-3}. O Chernossolo Argilúvico, Argissolo Vermelho e Vermelho-Amarelo, tiveram teores intermediários de água retida na CC, enquanto o Neossolo Quartzarênico diferiu de todos os demais, e apresentou o menor teor de água na CC (0,16 cm^3 cm^{-3}). Na CC o erro padrão foi sempre igual ou superior a 0,02 cm^3 cm^{-3} e em algumas classes de solos foi igual a 0,07 cm^3 cm^{-3}, como observado nos Latossolo Amarelo e Chernossolo Háplico. Como o erro padrão é influenciado pelo número de amostras, este interfere na diferença significativa entre classes. Com isso foi observado que, mesmo com diferenças de até 0,12 cm^3 cm^{-3} alguns solos tiveram CC semelhante entre sí. Nos horizontes subsuperficiais a CC foi menor nos Neossolos Litólico e Quartzarênico, diferindo dos demais solos. Para o PMP os teores foram diferenciados para Neossolo Quatzarênico (0,07 cm^3 cm^{-3}), o qual diferiu dos demais devido ao seu baixíssimo teor. Nos horizontes subsuperficiais o Neossolo Litólico e o Quartzarênico não diferiram entre si e diferiram das demais Ordens de solo tendo os menores teores de água.

Costa et al. (2013) relata que a retenção de água mais elevada em Cambissolo Húmico está relacionada aos teores de CO e a granulometria, propriedades que favorecem a retenção de água no solo. Este solo, em horizontes superficiais, possui maior teor de CO sendo encontrado em regiões com maior altitude e clima mais frio, conforme apresentado na Tabela 19. Também Latossolos e Nitossolos Brunos apresentaram alta retenção de água, e também estão em regiões mais altas. A menor retenção de água, como no caso do Neossolo Quartzarênico, se deve ao alto teor de areia, o que eleva o volume de macroporos em detrimento dos microporos.

Tabela 19 – Número de amostras (n), teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}) e altitude (m) de solos do Estado de Santa Catarina agrupados em diferentes Ordens e Subordens em solos do Estado de Santa Catarina.

Ordem	Subordem	n	Argila	Silte	Areia	CO	Altitude
Horizontes superficiais							
Cambissolo	Húmico	17	646	326	208	39	1025
Latossolo	Bruno	7	667	269	63	28	1004
Nitossolo	Bruno	30	587	293	118	26	997
Nitossolo	Vermelho	7	471	369	159	27	679
Cambissolo	Háplico	10	435	372	191	21	744
Latossolo	Vermelho-Amarelo	12	548	282	169	25	712
Latossolo	Vermelho	13	690	218	91	25	747
Neossolo	Litólico	11	358	337	303	36	864
Neossolo	Regolítico	2	476	293	229	24	940
Argissolo	Amarelo	2	208	314	476	22	207
Latossolo	Amarelo	2	408	227	363	19	570
Chernossolo	Argilúvico	4	251	500	247	27	532
Argissolo	Vermelho	4	221	430	346	29	307
Chernossolo	Háplico	2	279	484	235	19	510
Argissolo	Vermelho-Amarelo	9	264	201	533	21	132
Neossolo	Quartzarênico	5	36	20	942	6	25
Horizontes subsuperficiais							
Chernossolo	Háplico	1	537	287	175	8	510
Nitossolo	Vermelho	10	654	247	98	10	679
Nitossolo	Bruno	35	647	235	116	11	995
Argissolo	Amarelo	5	459	230	310	10	207
Latossolo	Bruno	6	700	229	71	13	1004
Latossolo	Vermelho	17	742	187	69	11	746
Argissolo	Vermelho	6	591	236	171	10	307
Cambissolo	Húmico	15	536	285	177	14	1025
Latossolo	Vermelho-Amarelo	17	647	229	123	10	712
Cambissolo	Háplico	12	607	269	123	9	744
Chernossolo	Argilúvico	5	454	379	165	9	532
Latossolo	Amarelo	3	575	181	242	11	570
Argissolo	Vermelho-Amarelo	18	435	162	401	7	132
Neossolo	Litólico	1	162	77	760	4	875
Neossolo	Quartzarênico	7	40	26	933	4	25

Fonte: produção do próprio autor.

De maneira geral a retenção de água nas diferentes Ordens de classificação dos solos está associada ao teor de CO, e a granulometria, e se percebe que as diferenças significativas ocorreram quando houve aumento do teor de areia.

A maior disponibilidade de água nos horizontes superficiais foi encontrada em Cambissolos Húmicos e Neossolos Litólicos (0,15 $cm^3\ cm^{-3}$), e os menores foram encontrados em Neossolos Quartzarênicos (0,09 $cm^3\ cm^{-3}$), portanto uma variação de 0,06 $cm^3\ cm^{-3}$. Nos horizontes subsuperficiais a variação foi menor (0,04 $cm^3\ cm^{-3}$), sendo que os Latossolos Vermelho-Amarelos apresentaram teores de AD mais elevados (0,12 $cm^3\ cm^{-3}$) e os Nitossolos e Latossolos Brunos os menores teores (0,08 $cm^3\ cm^{-3}$). As amplitudes encontradas para AD foram baixas em ambos os horizontes, concordando com o trabalho de Costa et al. (2013), também estudando solos do Estado de Santa Catarina.

A maior disponibilidade de água nos horizontes superficiais nos Cambissolos Húmicos e Neossolos Litólicos, seja devido aos maiores teores de CO (>36 $g\ kg^{-1}$), e distribuição granulométrica de proporção semelhante para teor de argila, silte e areia, com estrutura que favorece a formação de poros de tamanho intermediário que são responsáveis pela retenção de água na faixa da AD, também constatado por Costa et al. (2013). Avaliando a disponibilidade de água (entre -33 e -1.500 kPa) em solos do "Inventário Mundial do Solo Emissão Potenciais (WISE)" formador do mapa de solos do Mundial da FAO-Unesco, Batjes (1996) verificaram maior disponibilidade de água em Humic Cambisols, classificação da FAO (1991), correspondente, aproximadamente, ao Cambissolos Húmicos no SiBCS (EMBRAPA, 2013).

A menor disponibilidade de água, em horizontes superficiais, ocorreu em solos mais arenosos, associado a teores baixos de CO. Quando se observa a disponibilidade de água em horizontes subsuperficiais se percebe a importância do teor de CO no aumento da disponibilidade de água no solo.

Nestes horizontes, o teor de CO foi menor em todos os solos com redução na disponibilidade de água (0,10 $cm^3\ cm^{-3}$) em relação ao horizonte superficial (0,13 $cm^3\ cm^{-3}$).

Os solos com predominância de granulometria arenosa não diferiram de algumas classes de solos com maiores teores de CO e de partículas mais finas (<0,053 μm). Isto ocorre pois nestes solos ocorre predominância de areia fina (0,25 mm a 0,106 mm), correlacionada significativa e positivamente com a disponibilidade de água (Tabela 6 e Tabela 7). Portanto, ao avaliar a disponibilidade de água é importante avaliar a granulometria da areia, conforme havia sido relatado no estudo de Albuquerque et al. (2011). Estes autores constataram maior retenção de água nas classes de areia fina e especialmente na areia muito fina, subdivididas conforme o departamento de agricultura do EUA (USDA, 1975).

6.2.3 Retenção e disponibilidade de água por litologia do solo

A litologia dos solos do Estado de Santa Catarina influenciou a retenção de água na CC, PMP e AD. Nos horizontes superficiais os teores de água na CC (Tabela 20) foram maiores nos solos derivados de rochas ígneas extrusivas (Andesito Basalto, Basalto, Basalto Amigdalóide, Dacito, Riodacitos, Riolito e Fonolito), pois estas rochas da formação Serra Geral são formadoras de solos com maior teor de argila. Rochas metamórficas (Granada Muscovita Xisto, Granulito Máfico, Migmatito e Parametamórfica), ígneas intrusivas (Hornblendito) e sedimentares (Folhelhos, Siltitos, Argilitos, e Arenitos finos), não apresentaram diferenças entre os maiores teores.

Percebe-se o elevado erro padrão para a maioria das litologias, indicando que existe elevada variabilidade na retenção de água em solos formados pela mesma litologia. Cabe destacar que o basalto apresentou a menor variabilidade

por possuir alto número de solos coletados derivados desta litologia, sendo que a Formação Serra Geral recobre pouco mais de 50% da superfície do território do Estado de Santa Catarina (EMBRAPA, 2004). Os menores teores de água na CC foram verificados em litologias que formam solos mais arenosos, como siltitos, arenitos, granitos e nos depósitos aluvionares atuais.

A CC nos horizontes subsuperficiais (Tabela 21), o PMP nos horizontes superficiais (Tabela 22) e subsuperficiais (Tabela 23), apresentaram resultados em ordem decrescente semelhantes aos apresentados no horizonte superficial para CC. A CC nos horizontes superficiais variou de 0,16 $cm^3\ cm^{-3}$ nos depósitos aluvionares atuais, a 0,54 $cm^3\ cm^{-3}$ nos solos derivados de andesito basalto, enquanto nos subsuperficiais variou de 0,20 a 0,55 $cm^3\ cm^{-3}$. O PMP variou, nos horizontes superficiais, de 0,07 a 0,40 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos derivados de depósitos aluvionares atuais e argilitos, respectivamente, e nos horizontes subsuperficiais variou de 0,07 a 0,39 $cm^3\ cm^{-3}$.

A maior variabilidade da CC e do PMP nos horizontes superficiais comparativamente aos subsuperficiais resultou em diferenças significativas para AD nos horizontes superficiais (Tabela 24) mas não para os subsuperficiais (Tabela 25). Os teores de AD mais elevados foram observados nos solos derivados de siltitos, 0,21 $cm^3\ cm^{-3}$ nos horizontes superficiais, e 0,13 $cm^3\ cm^{-3}$ em horizontes subsuperficiais. São solos com teores intermediários de silte e os mesmos apresentaram os mais elevados teores de AD quando analisados os agrupamentos por classes texturais. Os menores teores de AD (0,08 $cm^3\ cm^{-3}$) foram em solos derivados de granito, em horizontes superficiais, e granito, parametamórfica e riolito com riodacito amigdaloide. Os menores teores de AD estão presentes em litologias formadoras de solos mais arenosos (Tabela 26 e Tabela 27).

Tabela 20 - Capacidade de campo e erro padrão em horizontes superficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	CC	ep*
Andesito basalto	0,54 a**	0,07
Riodacito avermelhado	0,54 ab	0,07
Riodacito acinzentado	0,52 ab	0,07
Dacito	0,50 a	0,04
Argilito	0,50 ab	0,07
Riolito, riodacito amígdalóide	0,49 ab	0,07
Folhelho	0,49 ab	0,04
Riodacito	0,48 ab	0,07
Sienito	0,48 ab	0,07
Basalto	0,48 a	0,02
Granulito máfico	0,48 ab	0,05
Riolito	0,47 ab	0,07
Riolito e riodacito	0,46 ab	0,07
Folhelho e argilito	0,44 abc	0,07
Siltito	0,43 abc	0,07
Hornblendito	0,42 abc	0,07
Migmatito	0,42 abc	0,05
Granada musc. Xisto	0,41 abc	0,07
Basalto amigdaloide	0,41 abc	0,04
Parametamorfica	0,40 abcd	0,07
Fonolito	0,40 abc	0,05
Folhelho e siltito	0,39 abcd	0,07
Siltitos e arenitos finos	0,35 abcd	0,07
Arenitos e siltitos	0,34 bcd	0,07
Arenito botucatu	0,25 cde	0,07
Granito	0,20 de	0,07
Depósitos aluvionares atuais	0,16 e	0,04

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Tabela 21 - Capacidade de campo e erro padrão em horizontes subsuperficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	CC	ep*
Andesito basalto	0,55 a**	0,04
Argilito	0,53 ab	0,04
Granulito máfico	0,53 a	0,03
Dacito	0,53 a	0,02
Riolito, riodacito amígdalóide	0,53 ab	0,04
Riolito	0,53 ab	0,04
Granada musc. Xisto	0,52 ab	0,04
Riodacito	0,52 ab	0,04
Basalto	0,51 a	0,01
Riodacito acinzentado	0,51 abc	0,04
Basalto amigdaloide	0,50 ab	0,02
Parametamorfica	0,50 abc	0,04
Folhelho e argilito	0,49 abc	0,04
Siltitos e arenitos finos	0,48 abc	0,04
Riolito e riodacito	0,48 abc	0,04
Hornblendito	0,48 abc	0,04
Folhelho	0,47 abc	0,02
Sienito	0,46 abcd	0,04
Riodacito avermelhado	0,46 abcd	0,04
Migmatito	0,44 bcd	0,03
Siltito	0,41 bcd	0,04
Folhelho e siltito	0,40 cd	0,04
Fonolito	0,39 cde	0,04
Arenitos e siltitos	0,36 de	0,04
Granito	0,28 ef	0,04
Arenito botucatu	0,24 f	0,04
Depósitos aluvionares atuais	0,20 f	0,02

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Tabela 22 – Ponto de murcha permanente e erro padrão em horizontes superficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	PMP	ep*
Argilito	0,40 ab**	0,06
Riolito, riodacito, amigdalóide	0,38 ab	0,06
Sienito	0,38 abc	0,06
Riodacito	0,38 abc	0,06
Andesito basalto	0,37 abc	0,06
Dacito	0,37 a	0,03
Riolito	0,36 abcd	0,06
Granulito mafico	0,36 abc	0,04
Riodacito avermelhado	0,35 abcd	0,06
Basalto	0,35 ab	0,01
Riodacito acinzentado	0,34 abcd	0,06
Folhelho	0,34 abcd	0,03
Folhelho e argilito	0,33 abcd	0,06
Riolito e riodacito	0,31 abcd	0,06
Folhelho e siltito	0,30 abcde	0,06
Parametamorfica	0,30 abcde	0,06
Fonolito	0,30 abcd	0,04
Migmatito	0,29 abcd	0,04
Basalto amigdaloide	0,28 abcd	0,03
Hornblendito	0,28 abcdef	0,06
Granada musc. Xisto	0,27 abcdef	0,06
Siltito	0,22 bcdef	0,06
Siltitos e arenitos finos	0,21 cdef	0,06
Arenitos e siltitos	0,20 defg	0,06
Arenito botucatu	0,14 efg	0,06
Granito	0,12 fg	0,06
Depósitos Aluvionares atuais	0,07 g	0,03

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Tabela 23 - Ponto de murcha permanente e erro padrão em horizontes subsuperficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	PMP	ep*
Argilito	0,39 ab**	0,06
Riolito, riodacito amigdalóide	0,38 ab	0,06
Sienito	0,38 abc	0,06
Riodacito	0,38 abc	0,06
Andesito basalto	0,37 abc	0,06
Dacito	0,37 a	0,03
Riolito	0,36 abcd	0,06
Granulito mafico	0,36 abc	0,04
Riodacito avermelhado	0,35 abcd	0,06
Basalto	0,35 ab	0,01
Riodacito acinzentado	0,34 abcd	0,06
Folhelho	0,33 abcd	0,03
Folhelho e argilito	0,33 abcd	0,06
Riolito e riodacito	0,31 abcd	0,06
Folhelho e siltito	0,30 abcde	0,06
Parametamorfica	0,30 abcde	0,06
Fonolito	0,30 abcd	0,04
Migmatito	0,28 abcd	0,04
Basalto amigdaloide	0,28 abcd	0,03
Hornblendito	0,28 abcdef	0,06
Granada musc. Xisto	0,27 abcdef	0,06
Siltito	0,22 bcdef	0,06
Siltitos e arenitos finos	0,21 cdef	0,06
Arenitos e siltitos	0,20 defg	0,06
Arenito botucatu	0,13 efg	0,06
Granito	0,12 fg	0,06
Depósitos Aluvionares atuais	0,07 g	0,03

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

Tabela 24 - Conteúdo de água disponível e erro padrão em horizontes superficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	AD	ep*
Siltito	0,21 a**	0,04
Riodacito avermelhado	0,19 ab	0,04
Riodacito acinzentado	0,18 ab	0,04
Andesito basalto	0,16 abc	0,04
Riolito e riodacito	0,16 abc	0,04
Folhelho	0,15 abc	0,02
Granada musc. Xisto	0,14 abc	0,04
Hornblendito	0,14 abc	0,04
Arenitos e siltitos	0,14 abc	0,04
Basalto	0,14 abc	0,01
Siltitos e arenitos finos	0,14 abc	0,04
Dacito	0,13 abc	0,02
Migmatito	0,13 abc	0,03
Basalto amigdaloide	0,12 bc	0,02
Folhelho e argilito	0,12 abc	0,04
Granulito mafico	0,12 bc	0,03
Arenito botucatu	0,11 abc	0,04
Riolito	0,11 abc	0,04
Riodacito	0,11 bc	0,04
Riolito, riodacito amigdalóide	0,11 bc	0,03
Argilito	0,11 bc	0,04
Fonolito	0,10 bc	0,03
Sienito	0,10 bc	0,04
Parametamorfica	0,10 bc	0,04
Depósitos Aluvionares atuais	0,09 c	0,02
Folhelho e siltito	0,09 bc	0,04
Granito	0,08 c	0,04

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05). ns: não significativo.

Tabela 25 - Conteúdo de água disponível e erro padrão em horizontes subsuperficiais agrupados em diferentes litologias em solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	AD	ep*
Hornblendito	0,13 ns	0,02
Siltito	0,13	0,02
Arenitos e siltitos	0,12	0,02
Andesito basalto	0,11	0,02
Riodacito	0,11	0,02
Riodacito avermelhado	0,11	0,02
Dacito	0,10	0,01
Argilito	0,10	0,02
Depósitos Aluvionares atuais	0,10	0,01
Basalto	0,10	0,01
Riodacito acinzentado	0,10	0,02
Riolito e riodacito	0,10	0,02
Basalto amigdaloide	0,10	0,01
Granulito mafico	0,10	0,02
Folhelho	0,10	0,01
Migmatito	0,10	0,02
Sienito	0,10	0,02
Siltitos e arenitos finos	0,10	0,02
Arenito botucatu	0,09	0,02
Folhelho e argilito	0,09	0,02
Fonolito	0,09	0,02
Folhelho e siltito	0,09	0,02
Granada musc. Xisto	0,09	0,02
Riolito	0,09	0,02
Granito	0,08	0,02
Parametamorfica	0,08	0,02
Riolito, riodacito amigdalóide	0,08	0,02

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05). ns: não significativo.

Tabela 26 - Teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}) e altitude (m) nos horizontes superficiais, de solos do Estado de Santa Catarina agrupados em diferentes litologias de formação dos solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	n	Argila	Silte	Areia	CO	Altitude
Andesito basalto	2	463	396	139	36	1205
Riodacito avermelhado	2	412	288	298	31	1100
Riodacito acinzentado	3	481	295	222	21	998
Dacito	9	587	354	58	35	1111
Argilito	2	571	195	233	25	750
Riolito, riodacito amígdalóide	6	620	299	79	26	948
Folhelho	5	384	377	238	27	703
Riodacito	7	668	308	24	32	1022
Sienito	2	503	337	159	28	923
Basalto	49	543	307	149	34	915
Granulito máfico	3	373	273	353	29	85
Riolito	2	687	241	71	27	1150
Riolito e riodacito	2	525	397	77	18	850
Folhelho e argilito	2	595	216	188	34	810
Siltito	2	323	322	354	22	930
Hornblendito	1	210	285	503	23	330
Migmatito	4	371	243	384	20	495
Granada musc. Xisto	1	206	344	449	21	85
Basalto amigdalóide	11	426	401	171	27	534
Parametamórfica	1	266	194	539	26	70
Fonolito	3	493	255	251	25	957
Folhelho e siltito	1	350	256	393	7	960
Siltitos e arenitos finos	3	170	358	470	10	65
Arenitos e siltitos	2	172	123	704	9	250
Arenito botucatu	4	137	79	783	8	887
Granito	3	140	143	716	12	170
Depósitos aluvionares atuais	5	36	20	944	6	25

Fonte: produção do próprio autor.

Tabela 27 - Teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}), altitude (m) nos horizontes subsuperficiais, de solos do Estado de Santa Catarina agrupados em diferentes litologias de formação dos solos do Estado de Santa Catarina.

Litologia	n	Argila	Silte	Areia	CO	Altitude
Andesito basalto	3	591	278	129	14	1205
Riodacito avermelhado	2	637	233	129	10	1100
Riodacito acinzentado	3	676	208	114	7	998
Dacito	7	623	322	56	15	1111
Argilito	1	670	164	165	8	750
Riolito, riodacito amigdalóide	3	705	207	86	12	965
Folhelho	9	538	264	197	9	703
Riodacito	6	797	184	19	13	1022
Sienito	2	586	279	134	20	923
Basalto	56	689	221	88	12	906
Granulito máfico	8	565	186	248	8	85
Riolito	2	767	194	37	17	1150
Riolito e riodacito	3	705	243	51	8	850
Folhelho e argilito	2	689	206	103	13	810
Siltito	2	331	339	329	7	930
Hornblendito	2	293	302	403	11	330
Migmatito	5	493	212	293	9	495
Granada musc. Xisto	3	623	158	217	9	85
Basalto amigdaloide	14	585	301	113	9	546
Parametamorfica	4	570	111	318	6	70
Fonolito	1	523	277	199	16	945
Folhelho e siltito	2	320	265	413	9	960
Siltitos e arenitos finos	4	586	175	237	10	65
Arenitos e siltitos	3	225	162	611	3	250
Arenito botucatu	1	162	76	760	4	875
Granito	3	247	167	584	9	170
Depósitos aluvionares atuais	7	40	26	932	4	25

Fonte: produção do próprio autor.

De maneira geral os resultados aqui apresentados foram similares ao apresentado nos trabalhos de Costa (2012) e Costa et al. (2013), pois a estes dois trabalhos foram adicionados predominantemente perfis de solos formados da formação Serra Geral, com predominância de basalto, que apresentou baixa variabilidade nos teores de CC, PMP e AD.

6.2.4 Retenção e disponibilidade de água *versus* Tipo de solo – IN 2/2008 do MAPA

Como a atividade agropecuária é passível de risco climático e há necessidade de altos investimentos financeiros, no Brasil foi desenvolvido o Zoneamento Agrícola, dividido em Zoneamento Agrícola de Risco Climático e Zoneamento de Aptidão Agrícola. Também foi criado o PROAGRO (Programa de Garantia da Atividade Agropecuária) para reduzir o déficit financeiro devido a sinistros climáticos (REICHERT e ALBUQUERQUE, 2011).

O Zoneamento Agrícola de Risco Agroclimático é obtido através de modelos da forma que haja produção de ao menos 80% de uma cultura em determinada região, e para isto se devem ter conhecimento da cultura e das condições edafoclimáticas. As variáveis de interesse do solo são a profundidade e a capacidade de água disponível (CAD). Para classificação da CAD é levado em consideração a granulometria, principalmente o teor de argila e areia do solo.

Esta classificação está na Instrução Normativa n°2 de 2008 do MAPA, e classifica os solos da seguinte maneira: SOLOS TIPO 1: Solos de textura arenosa, com teor mínimo de 10% de argila e menor do que 15% ou com teor de argila igual ou maior do que 15%, nos quais a diferença entre o percentual de areia e o percentual de argila seja maior ou igual a 50. SOLOS TIPO 2: Solos de textura média, com teor mínimo de 15% de argila e menor do que 35%, nos quais diferença entre o percentual de areia e o percentual de argila seja menor do que 50. SOLOS TIPO 3: solos de textura argilosa, com teor de argila maior ou igual a 35%. Os horizontes com teor de argila inferior a 10% foram denominados como sem tipo definido. Desta maneira os solos do Tipo 2 e 3 disponibilizariam mais água às culturas do que os solos do Tipo 1, e este último não poderia ser assegurado pelo PROAGRO.

REICHERT, ALBUQUERQUE, et al. (2011) relatam que não houve uma padronização para CAD, entre os Estados ou entre uma cultura em diferentes Estados. De maneira geral os teores são obtidos arbitrariamente devido a falta de estudos sobre a retenção e disponibilidade de água dos solos existentes.

Costa (2012) relata que o zoneamento de cada cultura é realizado em estudos independentes para cada Estado Brasileiro levando em consideração a capacidade de água disponível (CAD) para os três tipos de solos, e o índice de satisfação da necessidade de água (ISNA).

No Brasil Costa (2012) foi o primeiro a comparar a retenção e disponibilidade de água em função da classificação de solos proposta pelo MAPA. Para isso, utilizou amostras de solos coletados em 44 perfis no Estado de Santa Catarina. No presente estudo foram acrescidos aqueles solos mais 26 perfis.

A retenção de água na CC e no PMP diferiu entre os tipos de solo (Tabela 28). A maior retenção de água em horizontes superficiais e subsuperficiais, ocorreu em solos do tipo 3, diferindo dos solos do tipo 2 e ambos diferindo dos solos do tipo 1 e sem tipo definido, sendo que estes dois últimos não diferiram entre sí.

Nos horizontes superficiais o teor de água na CC variou de 0,21 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos menos argilosos, com teor médio de 66 $g\ kg^{-1}$ de argila, e classificado como sem tipo definido, até 0,48 $cm^3\ cm^{-3}$ para os solos mais argilosos, com teor médio de argila de 552 $g\ kg^{-1}$, e classificado como tipo 3. Em horizontes subsuperficiais o teor de água variou de 0,20 $cm^3\ cm^{-3}$, nos solos sem tipo definido, até 0,50 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos do tipo 3.

Nos horizontes superficiais o teor de água no PMP variou de 0,10 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos sem tipo definido, com teor médio de argila de 41 $g\ kg^{-1}$, até 0,35 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos classificados como tipo 3, com teor médio de argila de 641 $g\ kg^{-1}$. Nos horizontes subsuperficiais o PMP variou de 0,10 $cm^3\ cm^{-3}$ em horizontes sem tipo definido até 0,41 $cm^3\ cm^{-3}$ em horizontes classificados como tipo 3.

Tabela 28 - Capacidade de campo, ponto de murcha permanente e conteúdo de água disponível em horizontes agrupados em diferentes classes texturais pela IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina.

Tipo de Solo	CC	ep*	PMP	ep	AD	ep
Horizonte Superficial						
Tipo 3	0,48 a**	0,01	0,35 a	0,01	0,13 ab	0,01
Tipo 2	0,42 b	0,02	0,27 b	0,02	0,15 a	0,01
Tipo 1	0,23 c	0,05	0,13 c	0,04	0,10 ab	0,02
Sem Tipo Definido	0,21 c	0,04	0,10 c	0,03	0,11 b	0,02
Horizonte Subsuperficial						
Tipo 3	0,50 a	0,01	0,41 a	0,01	0,09 b	0,01
Tipo 2	0,41 b	0,02	0,30 b	0,02	0,11 a	0,01
Tipo 1	0,24 c	0,05	0,15 c	0,05	0,09 ab	0,02
Sem Tipo Definido	0,20 c	0,03	0,10 c	0,03	0,10 ab	0,01

Fonte: produção do próprio autor.

* ep: erro padrão em $cm^3\ cm^{-3}$. ** Letras minúsculas comparam as classes em cada horizonte através do teste DMS (Prob. F<0,05).

A menor retenção de água nos solos do tipo 1 e daqueles sem tipo definido se deve ao baixo teor de silte, argila e CO. Estas características favorecem o desenvolvimento de estruturas de solo com predomínio de macroporos, pela presença de areia e baixa de silte e argila, juntamente pelo reduzido efeito de retenção que o CO possui (Tabela 29).

O teor de AD diferiu entre os tipos de solos (Tabela 28). Nos horizontes superficiais o maior teor de AD foi verificado em horizontes classificados como do tipo 2 e o menor no sem tipo definido. Solos do tipo 2 não diferiram dos solos do tipo 1 e 3, e estes não diferiram do sem tipo definido. Nos horizontes subsuperficiais, a variação da disponibilidade de água foi menor se comparada a CC e PMP. Nos horizontes superficiais a AD variou desde 0,10 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos classificados como tipo 1, até 0,15 $cm^3\ cm^{-3}$ em solos classificados como tipo 2. Nos horizontes subsuperficiais houve variação de 0,02 $cm^3\ cm^{-3}$, entre os horizontes do tipo 1 e 3 (0,09 $cm^3\ cm^{-3}$) e do tipo 2 (0,11 $cm^3\ cm^{-3}$).

Tabela 29 - Teores médios de argila, silte e areia (g kg^{-1}), carbono orgânico (CO, g kg^{-1}), altitude (m) de solos do Estado de Santa Catarina agrupados nos diferentes tipos de solo classificados através da IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina.

Tipo de Solo	n	Argila	Silte	Areia	CO	Altitude
Horizontes superficiais						
Tipo 3	99	552	292	116	29	877
Tipo 2	25	248	333	419	30	415
Tipo 1	7	138	111	751	10	528
Sem Tipo Definido	6	66	46	888	8	81
Horizontes subsuperficiais						
Tipo 3	134	641	223	136	11	764
Tipo 2	16	296	273	431	9	495
Tipo 1	1	162	77	761	4	875
Sem Tipo Definido	7	41	26	933	4	25

Fonte: produção do próprio autor.

Percebe-se que apesar da retenção de água aumentar com o aumento dos teores de argila (Tipo 3 > Tipo 2 > Tipo 1 > Sem tipo definido), a AD não seguiu o mesmo comportamento, sendo que os solos tipo 2 tiveram mais AD mas diferiram apenas dos solos sem tipo definido. Os primeiros possuem teores de argila intermediários e os últimos são os mais arenosos. Os resultados encontrados neste segundo estudo se assemelham muito ao estudo iniciado com Costa (2012), tanto da retenção quanto da disponibilidade de água em solos do Estado de Santa Catarina.

Foram calculadas a retenção, disponibilidade de água, a distribuição granulométrica, CO, altitude e a capacidade de água disponível, para os primeiros 50 cm de profundidade dos solos do Estado de Santa Catarina (Tabela 30 e Tabela 31), que é a camada sugerida para coleta na Instrução Normativa do MAPA (2008).

A retenção de água (CC e PMP) nesta camada diferiu entre os tipos de solos, porém a disponibilidade não diferiu. Estes resultados se assemelham aos obtidos por Costa (2012),

inclusive na média de 61 mm para o CAD no Estado. Com isso Costa (2012) sugeriu que o efeito do teor de argila sobre a disponibilidade de água para as plantas, poderia estar correlacionado com a velocidade de reposição de água no solo para as raízes das plantas conforme a umidade decresce no solo. Para isso é calculada a condutividade hidráulica não saturada do solo, através da equação de van Genuchten (1980), utilizando o critério de Mualem (1976).

As curvas de retenção de água no solo apresentaram comportamentos distintos entre os tipos de solo. Os solos do Tipo 1 e Sem Tipo Definido, que possuem menores teores de argila e mais elevados de areia, apresentaram os menores θs e θr, e estas curvas tem um alto decréscimo de umidade quando aplicadas pequenas sucções.

O Kr apresentou valores semelhantes nos solos do Tipo 1 e 2, e muito próximos ao do Tipo 3, sendo que os solos Sem Tipo Definido possuíam valores mais distintos. O Kr foi mais elevado nos solos Sem Tipo Definido até o potencial matricial de 1000 hPa, e após este potencial estes solos passaram a possuir Kr mais baixo. Assim como afirma Costa (2012) todos os tipos de solos podem atender a demanda hídrica para cultivos agrícolas, mas alguns solos, como os classificados como Sem Tipo Definido, estão mais sujeitos a perdas de produtividade quando ocorre déficit hídrico. Isto decorre da diferença de potencial entre as camadas, sendo mais negativo na superfície do solo em períodos de seca. Esta diferença de potencial gera a força que faz a água ascender no perfil, no entanto para que isso ocorra o solo deve ter condutividade hidráulica não saturada mais elevada, o que é observado nos tipos 1, 2 e 3 e mais baixo no Sem Tipo Definido.

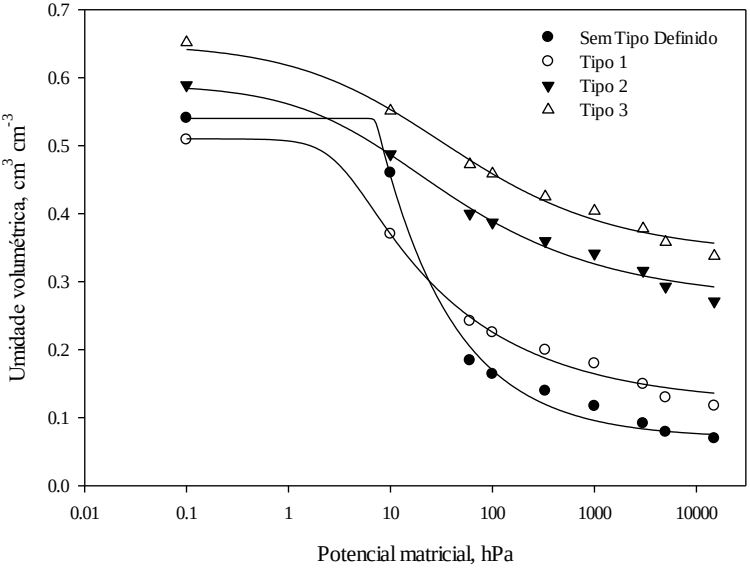
Tabela 30 – Capacidade de campo (CC, $cm^3\ cm^{-3}$), ponto de murcha permanente (PMP, $cm^3\ cm^{-3}$), água disponível (AD, $cm^3\ cm^{-3}$), e capacidade de água disponível (CAD, mm), na camada de 0-50 cm de profundidade de solos agrupados por tipo de solo utilizando a IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina.

Tipo de Solo	CC	ep*	PMP	ep	AD	ep	CAD
Tipo 3	0,48 a	0,01	0,35 a	0,01	0,13 a	0,01	64
Tipo 2	0,41 b	0,01	0,28 b	0,01	0,12 a	0,01	61
Tipo 1	0,29 c	0,03	0,15 c	0,03	0,14 a	0,01	69
Sem Tipo Definido	0,16 d	0,03	0,07 d	0,03	0,09 a	0,01	47

Tabela 31 - Teores médios de argila, silte e areia ($g\ kg^{-1}$), carbono orgânico (CO, $g\ kg^{-1}$) e altitude (m) na camada de 0-50 cm de profundidade de solos do Estado de Santa Catarina agrupados nos diferentes tipos de solo classificados através da IN 2/2008 do MAPA em solos do Estado de Santa Catarina.

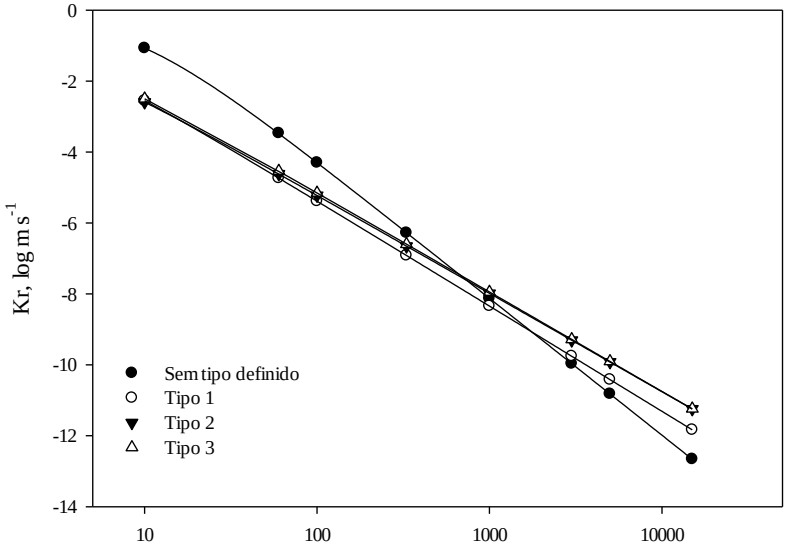
Tipo de Solo	Argila	Silte	Areia	CO	Altitude
Tipo 3	558	302	144	27	885
Tipo 2	290	338	373	17	356
Tipo 1	138	158	703	12	601
Sem Tipo Definido	35	22	947	6	25

Figura 9 - Curva de retenção de água e parâmetros da equação de van Genuchten (1980), na camada de 0-50 cm de profundidade de solo agrupados por Tipo de Solo (IN 2/2008 do MAPA) no Estado de Santa Catarina.



	Parâmetros da Equação				
Tipo de Solo	**θs ($cm^3\ cm^{-3}$)**	**θr ($cm^3\ cm^{-3}$)**	**α (cm)**	**n**	**m**
Sem tipo definido	0,54	0,07	0,08	1,739	0,425
Tipo 1	0,51	0,12	0,27	1,386	0,278
Tipo 2	0,59	0,27	0,24	1,307	0,235
Tipo 3	0,65	0,34	0,26	1,321	0,243

Figura 10 - Curva da condutividade hidráulica não saturada estimada pelo modelo de van GENUCHTEN (1980), na camada de 0-50 cm de profundidade de solos agrupados por Tipo de Solo (IN 2/2008 do MAPA) no Estado de Santa Catarina.



	Condutividade hidráulica não saturada, log (Kr)							
Tipo de Solo	**10***	**60**	**100**	**330**	**1.000**	**3.000**	**5.000**	**15.000**
Sem tipo definido	-1,1	-3,5	-4,3	-6,3	-8,1	-10,0	-10,8	-12,7
Tipo 1	-2,6	-4,7	-5,4	-6,9	-8,3	-9,8	-10,4	-11,8
Tipo 2	-2,6	-4,6	-5,2	-6,7	-8,0	-9,3	-9,9	-11,2
Tipo 3	-2,5	-4,5	-5,2	-6,6	-7,9	-9,3	-9,9	-11,2

6.3 FUNÇÕES DE PEDOTRANSFERÊNCIA CONTÍNUAS PONTUAIS

6.3.1 Regressões múltiplas lineares: construção e validação

Para as regressões múltiplas lineares os 8 modelos foram testados com distintos bancos de validação (Tabela 32,

Tabela 33 e Tabela 34) e também foram testados com os próprios bancos que deram origem aos modelos (Tabela 35, Tabela 36 e Tabela 37). Portanto cada função de pedotransferência gerada foi testada sobre o banco de amostras usada para sua construção e nos demais bancos de validação e construção com os horizontes superficiais e subsuperficiais agrupados ou separadamente.

Nas regressões múltiplas lineares para os quatro primeiros modelos, o teor de silte, limite de plasticidade (LP), área superficial específica (ASE) e microporosidade tiveram efeito em elevar a retenção e disponibilidade de água. Já o teor de argila reduziu a disponibilidade de água no solo (AD), fato também observado no trabalho de Costa et al. (2013). Também o teor de carbono orgânico, para alguns modelos, reduziu a retenção de água no PMP. Os indicadores estatísticos que foram obtidos na geração das funções de pedotransferência indicam que as estimativas para CC e PMP foram melhores do que a estimativa para AD nos quatro modelos testados. As estimativas para os horizontes agrupados foram semelhantes às dos horizontes superficiais e ambos superiores as dos horizontes subsuperficiais (Tabela 32, Tabela 33, Tabela 34, Tabela 35, Tabela 36 e Tabela 37).

Testou-se separadamente sobre o modelo 1 a adição do LP (Modelo 2), da ASE (Modelo 3) e da microporosidade (Modelo 4) como variáveis preditoras. Observou-se que o uso do LP piorou a estimativa da retenção e da disponibilidade de água em comparação ao modelo 1. Esperava-se que a inclusão do LP melhorasse a estimativa da CC e do PMP, principalmente pela sua relação significativa com a retenção de água no solo, e por estar relacionada diretamente às forças de adesão da água solo.

Para o modelo 3, com a inclusão da ASE, houve melhoria na estimativa da retenção e principalmente na disponibilidade de água. A ASE representa a superfície das partículas do solo (externa e interna das partículas), com o seu

aumento a retenção de água na superfície do solo por adsorção deve aumentar, e ser importante variável preditora para estimar a retenção de água, principalmente em ψm mais negativo, como o PMP. Porém se deve ressaltar que o banco de dados para a geração deste modelo possuía apenas 25% das amostras com dados de ASE. Com isso, quando o banco de dados estiver completo é possível que a estimativa seja ainda melhor.

Os melhores resultados quanto à estimativa da CC e PMP foram obtidos quando se inseriu a microporosidade (Modelo 4) como variável preditora. O R^2 para a CC foi de 0,99 e para o PMP foi 0,89. Esta capacidade em estimar se deve a proximidade dos ψm, para determinar a microporosidade (-6 kPa) e a CC (-10 kPa), o que confere alta correlação entre estas variáveis. A função *stepwise* tem a capacidade de selecionar dentre um conjunto de variáveis aquela(s) que resultem na melhor estimativa, e eliminar, se necessário, outras variáveis do modelo. Desta maneira para o modelo 4 somente a variável microporosidade foi selecionada como variável preditora, indicando que ela sozinha pode estimar com grande eficiência a CC nos solos do Estado de Santa Catarina. Já para a estimativa do PMP o *stepwise* selecionou junto a microporosidade, o CO como variáveis preditoras (APÊNDICE D). Entretanto, o modelo contendo apenas a microporosidade não foi adequada para estimar a AD, com desempenho inferior ao modelo 2, que continha a ASE.

Os modelos construídos com os horizontes agrupados não melhoraram a estimativa em comparação aos horizontes superficiais e subsuperficiais trabalhados separadamente. Esses quando testados com dados dos bancos de dados de ajuste, tiveram piora na estimativa.

Os modelos construídos quando testados nos bancos de dados de validação, apresentaram melhores resultados naqueles que possuíam amostras de horizontes superficiais+ subsuperficiais, mesmo para modelos construídos por amostras somente de horizontes superficiais ou

subsuperficiais. À exceção do modelo 4 para estimativa da CC, os demais modelos apresentaram desempenho inferior no banco de validação em relação às dos bancos de ajuste. A retenção de água no solo foi melhor estimada pelo modelo 4 nas amostras do banco de validação quando utilizado em amostras dos horizontes superficiais e subsuperficiais, com melhor resultado na estimativa da CC.

Os modelos 5, 6, 7 e 8 possuem como variáveis preditoras as cinco classes da areia, teores de silte, CO (Modelo 5), LP (Modelo 6), ASE (Modelo 7) e microporosidade (Modelo 8). Com o aumento do teor de areia foi observada redução da retenção e disponibilidade de água. O contrário foi observado para as classes de menor diâmetro, assim como as demais propriedades preditoras, na maioria dos modelos gerados. As estimativas da CC e do PMP, quando agrupados os horizontes (superficial+subsuperficial), foram piores do que as estimativas quando trabalhados separadamente os horizontes, evidenciando a necessidade da geração e uso das funções específicas para cada horizonte do solo.

Houve melhorias nas estimativas quando se substitui a argila (Modelo 1) pelas cinco classes de areias (Modelo 5). Da mesma maneira que aconteceu para os modelos 1, 2, 3 e 4, a inserção do LP piorou enquanto a ASE melhorou a estimativa da retenção e da disponibilidade de água, sobretudo para AD. Quando foi incluída a microporosidade as estimativas da CC e do PMP foram melhores. Para a retenção de água no solo os resultados do modelo 8 se assemelharam ao do modelo 4, pois o *stepwise* selecionou as mesmas variáveis do modelo 4 para o modelo 8, juntamente com os mesmos coeficientes da regressão, portanto estes modelos para RML foram iguais.

As estimativas de retenção de água foram melhores quando os modelos foram gerados separadamente para os horizontes superficial e subsuperficial, enquanto as estimativas para água disponível não foram alteradas entre os diferentes bancos de dados.

De maneira geral os melhores modelos a serem utilizados para a estimativa da retenção de água à CC e PMP foram os modelos 4 e 8, indicando que a relação linear entre a microporosidade com a CC e PMP foi alta e suficiente para estimar a retenção de água nos solos do Estado de Santa Catarina. O uso da microporosidade possui melhor ajuste quando foram usadas amostras de horizontes superficiais e subsuperficiais para gerar e validar. Nestes últimos se obteve um R^2 de 0,98, com ajuste 1:1 perfeito (a=0 e b=1), e REQM de 0,01 $cm^3\ cm^{-3}$ para CC. Para a estimativa do PMP o R^2 é de 0,75 a=0,09, b=0,75, e REQM de 0,03 $cm^3\ cm^{-3}$.

Na falta de dados de microporosidade do solo, o modelo 1 é uma alternativa, pois neste foram observados os melhores resultados em modelos que não possuem a microporosidade do solo como variável preditoras. O modelo 5, construído a partir de amostras dos horizontes superficiais e subsuperficiais agrupados, quando testadas as amostras do banco de validação apresentou R^2 de 0,59, a= 0,19, b=0,60 e REQM de 0,04 $cm^3\ cm^{-3}$, para a CC, e R^2=0,57, a=0,16, b=0,56 e REQM=0,04 $cm^3\ cm^{-3}$ para o PMP. O modelo 5 tem como desvantagem a necessidade de fracionar a areia em cinco classes.

Com o uso das regressões múltiplas lineares foram observados baixos desempenhos para estimar a AD dos solos do Estado de Santa Catarina, independente dos modelos testados e das variáveis utilizadas. Desta maneira se faz necessário o uso de outras técnicas estatísticas para a construção de modelos mais eficientes para estimar, principalmente a água disponível no solo.

Tabela 32 – Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais e subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando diferentes bancos de validação.

Horizonte validação	Variável Predita	N	REQM	d	r	a	b	R^2
Modelo 1*								
A+B	CC	841	0,07	0,73	0,56	0,27	0,41	0,31
	PMP	841	0,07	0,65	0,53	0,23	0,35	0,28
	AD	841	0,04	0,48	0,39	0,10	0,21	0,15
A	CC	621	0,09	0,49	0,32	0,39	0,18	0,10
	PMP	621	0,07	0,61	0,49	0,24	0,29	0,24
	AD	621	0,04	0,26	0,20	0,12	0,08	0,04
B	CC	222	0,14	0,41	0,25	0,41	0,12	0,06
	PMP	222	0,09	0,68	0,53	0,22	0,39	0,28
	AD	222	0,03	0,02	0,04	0,10	0,02	0
Modelo 2								
A+B	CC	841	0,04	0,62	0,53	0,32	0,36	0,28
	PMP	841	0,08	0,50	0,38	0,24	0,26	0,14
	AD	841	0,02	0,60	0,35	0,09	0,19	0,12
A	CC	621	0,07	-0,91	0,06	0,47	0,02	0
	PMP	621	0,08	0,41	0,28	0,26	0,16	0,08
	AD	621	0,01	0,47	0,23	0,11	0,11	0,05
B	CC	222	0,14	0,03	0,03	0,48	0,01	0
	PMP	222	0,09	0,65	0,52	0,26	0,33	0,27
	AD	222	0,03	-0,04	0,02	0,10	0,01	0
Modelo 3								
A+B	CC	841	0,03	0,64	0,55	0,31	0,37	0,30
	PMP	841	0,04	0,62	0,51	0,23	0,40	0,26
	AD	841	0,04	0,53	0,42	0,10	0,26	0,18
A	CC	621	0,07	-0,55	0,22	0,45	0,09	0,05
	PMP	621	0,02	0,79	0,69	0,18	0,50	0,47
	AD	621	0,04	0,36	0,27	0,12	0,12	0,07
B	CC	222	0,13	-1,50	-0,09	0,49	-0,03	0,01
	PMP	222	0,07	0,05	0,13	0,36	0,09	0,02
	AD	222	0,03	0,05	0,04	0,10	0,03	0
Modelo 4								

A+B	CC	841	0,01	0,99	0,99	0	1,00	0,98
	PMP	841	0,04	0,92	0,87	0,09	0,75	0,75
	AD	841	0,04	0,50	0,39	0,10	0,23	0,15
A	CC	621	0,01	0,99	0,99	-0,03	1,07	0,99
	PMP	621	0,08	0,70	0,58	0,09	0,71	0,33
	AD	621	0,04	0,32	0,20	0,12	0,11	0,04
B	CC	222	0,02	0,99	0,99	-0,03	1,05	0,99
	PMP	222	0,10	0,79	0,79	-0,11	1,18	0,63
	AD	222	0,03	0,08	-0,03	0,10	-0,03	0
Modelo 5								
A+B	CC	841	0,04	0,85	0,77	0,19	0,60	0,59
	PMP	841	0,04	0,84	0,75	0,16	0,56	0,57
	AD	841	0,03	0,39	0,44	0,10	0,32	0,19
A	CC	621	0,04	0,88	0,74	0,23	0,54	0,55
	PMP	621	0,04	0,78	0,70	0,19	0,47	0,48
	AD	621	0,02	0,31	0,32	0,12	0,21	0,11
B	CC	222	0,05	0,92	0,82	0,15	0,66	0,68
	PMP	222	0,05	0,88	0,81	0,12	0,65	0,66
	AD	222	0,03	-0,21	-0,03	0,12	-0,02	0
Modelo 6								
A+B	CC	841	0,03	0,80	0,72	0,23	0,54	0,52
	PMP	841	0,03	0,80	0,72	0,19	0,49	0,51
	AD	841	0,01	0,69	0,39	0,08	0,23	0,16
A	CC	621	0,02	0,79	0,72	0,23	0,52	0,52
	PMP	621	0,03	0,74	0,63	0,21	0,40	0,40
	AD	621	0,01	0,52	0,20	0,10	0,11	0,04
B	CC	222	0,04	0,93	0,69	0,24	0,52	0,48
	PMP	222	0,04	0,83	0,69	0,20	0,49	0,47
	AD	222	0,02	0,19	0,15	0,09	0,08	0,02
Modelo 7								
A+B	CC	841	0,02	0,78	0,72	0,27	0,43	0,53
	PMP	841	0,02	0,82	0,75	0,18	0,50	0,57
	AD	841	0,01	0,75	0,55	0,08	0,33	0,30
A	CC	621	0,02	0,81	0,82	0,26	0,45	0,68
	PMP	621	0,02	0,84	0,79	0,18	0,50	0,63
	AD	621	0,01	0,65	0,38	0,09	0,21	0,14
B	CC	222	0,03	0,85	0,55	0,29	0,38	0,30
	PMP	222	0,03	0,79	0,66	0,19	0,49	0,43
	AD	222	0,01	0,35	0,43	0,08	0,30	0,18
Modelo 8								
A+B	CC	841	0,01	0,99	0,99	0	1	0,98
	PMP	841	0,04	0,92	0,87	0,09	0,75	0,75

	AD	841	0,02	0,70	0,57	0,07	0,39	0,32
A	CC	621	0,01	0,99	0,99	-0,03	1,07	0,99
	PMP	621	0,08	0,70	0,58	0,09	0,71	0,33
	AD	621	0,02	0,61	0,48	0,09	0,30	0,23
B	CC	222	0,02	0,99	0,99	-0,03	1,05	0,99
	PMP	222	0,10	0,79	0,79	-0,11	1,18	0,63
	AD	222	0,02	0,21	0,18	0,09	0,09	0,03

Fonte: produção do próprio autor.

* **Modelo 1**: argila, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 2**: argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 3**: argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 4**: argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo. **Modelo 5**: cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 6**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 7**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 8**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

Tabela 33 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando diferentes bancos de validação.

Horizonte validação	Variável Predita	N	REQM	d	r	a(3)	b(4)	R^2
Modelo 1								
A+B	CC	841	0,07	0,67	0,56	0,24	0,43	0,31
	PMP	841	0,08	0,61	0,55	0,21	0,32	0,31
	AD	841	0,04	0,51	0,40	0,10	0,22	0,16
A	CC	621	0,09	0,53	0,38	0,35	0,23	0,15
	PMP	621	0,07	0,64	0,59	0,22	0,31	0,35
	AD	621	0,04	0,30	0,24	0,13	0,09	0,06
B	CC	222	0,14	0,30	0,25	0,37	0,11	0,06
	PMP	222	0,10	0,53	0,55	0,18	0,34	0,31
	AD	222	0,03	-0,02	0,04	0,10	0,02	0
Modelo 2								
A+B	CC	841	0,04	0,67	0,50	0,30	0,35	0,25
	PMP	841	0,04	0,63	0,52	0,23	0,30	0,27
	AD	841	0,06	0,25	0,42	0,05	0,18	0,18
A	CC	621	0,07	-0,63	0	0,46	0	0
	PMP	621	0,03	0,76	0,60	0,21	0,36	0,37
	AD	621	0,06	0,05	0,32	0,06	0,10	0,11
B	CC	222	0,15	0,18	0,11	0,41	0,06	0,01
	PMP	222	0,10	0,51	0,46	0,21	0,30	0,21
	AD	222	0,05	0,19	0,06	0,05	0,04	0
Modelo 3								
A+B	CC	841	0,07	0,64	0,51	0,26	0,40	0,26
	PMP	841	0,08	0,59	0,51	0,23	0,30	0,26
	AD	841	0,04	0,56	0,42	0,10	0,27	0,18
A	CC	621	0,09	0,56	0,42	0,36	0,24	0,18
	PMP	621	0,06	0,62	0,56	0,24	0,29	0,31
	AD	621	0,04	0,38	0,29	0,12	0,14	0,08
B	CC	222	0,14	0,27	0,28	0,35	0,11	0,08
	PMP	222	0,10	0,54	0,59	0,18	0,35	0,35
	AD	222	0,03	0,08	0,05	0,10	0,04	0
Modelo 4								

A+B	CC	841	0,01	0,99	0,99	0,01	0,98	0,98
	PMP	841	0,08	0,59	0,51	0,23	0,30	0,26
	AD	841	0,04	0,48	0,39	0,11	0,22	0,15
A	CC	621	0,01	1	0,99	-0,03	1,06	0,99
	PMP	621	0,06	0,62	0,56	0,24	0,29	0,31
	AD	621	0,04	0,36	0,21	0,12	0,14	0,05
B	CC	222	0,03	0,99	0,98	-0,03	1,05	0,97
	PMP	222	0,10	0,54	0,59	0,18	0,35	0,35
	AD	222	0,04	0,01	-0,05	0,11	-0,06	0
Modelo 5								
A+B	CC	841	0,05	0,81	0,72	0,15	0,60	0,52
	PMP	841	0,05	0,78	0,71	0,14	0,52	0,51
	AD	841	0,02	0,67	0,51	0,08	0,36	0,26
A	CC	621	0,04	0,88	0,73	0,19	0,59	0,54
	PMP	621	0,03	0,83	0,73	0,15	0,53	0,54
	AD	621	0,02	0,51	0,40	0,10	0,23	0,16
B	CC	222	0,13	0,17	0,22	0,37	0,11	0,05
	PMP	222	0,09	0,64	0,54	0,19	0,36	0,29
	AD	222	0,03	0,08	0,02	0,10	0,01	0
Modelo 6								
A+B	CC	841	0,03	0,82	0,72	0,19	0,56	0,52
	PMP	841	0,04	0,73	0,66	0,17	0,45	0,43
	AD	841	0,02	0,56	0,31	0,10	0,19	0,10
A	CC	621	0,02	0,85	0,73	0,20	0,56	0,53
	PMP	621	0,02	0,83	0,68	0,17	0,46	0,46
	AD	621	0,01	0,49	0,23	0,11	0,12	0,05
B	CC	222	0,14	0,25	0,23	0,41	0,12	0,05
	PMP	222	0,08	0,74	0,59	0,14	0,54	0,35
	AD	222	0,04	0,04	0,02	0,11	0,02	0
Modelo 7								
A+B	CC	841	0,05	0,80	0,70	0,13	0,64	0,49
	PMP	841	0,05	0,79	0,70	0,10	0,62	0,48
	AD	841	0,01	0,74	0,55	0,08	0,27	0,30
A	CC	621	0,04	0,85	0,69	0,20	0,55	0,47
	PMP	621	0,04	0,84	0,72	0,13	0,61	0,52
	AD	621	0,01	0,75	0,55	0,08	0,30	0,30
B	CC	222	0,13	0,36	0,33	0,33	0,20	0,11
	PMP	222	0,09	0,68	0,58	0,13	0,48	0,34
	AD	222	0,04	0,09	0,07	0,08	0,08	0,01
Modelo 8								
A+B	CC	841	0,01	0,99	0,99	0,01	0,98	0,98
	PMP	841	0,02	0,96	0,94	0,05	0,82	0,88

	AD	841	0,02	0,63	0,55	0,08	0,37	0,30
A	CC	621	0,01	1	0,99	-0,03	1,06	0,99
	PMP	621	0,02	0,96	0,93	0,05	0,84	0,87
	AD	621	0,02	0,60	0,50	0,10	0,32	0,25
B	CC	222	0,03	0,99	0,98	-0,03	1,05	0,97
	PMP	222	0,08	0,81	0,82	-0,07	1,04	0,67
	AD	222	0,04	0,10	-0,05	0,10	-0,05	0

Fonte: produção do próprio autor.

* **Modelo 1**: argila, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 2**: argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 3**: argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 4**: argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo. **Modelo 5**: cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 6**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 7**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 8**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

Tabela 34 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes e subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando diferentes bancos de validação.

Horizonte de validação	Variável Predita	N	REQM	d	r	a	b	R^2
Modelo 1								
A+B	CC	841	0,07	0,65	0,50	0,30	0,34	0,25
	PMP	841	0,07	0,67	0,53	0,24	0,36	0,28
	AD	841	0,04	0,45	0,36	0,10	0,17	0,13
A	CC	621	0,09	0,36	0,22	0,41	0,11	0,05
	PMP	621	0,07	0,61	0,49	0,26	0,29	0,24
	AD	621	0,04	0,20	0,15	0,13	0,06	0,02
B	CC	222	0,14	0,45	0,28	0,41	0,15	0,08
	PMP	222	0,09	0,69	0,54	0,23	0,42	0,30
	AD	222	0,03	-0,06	0,03	0,10	0,01	0
Modelo 2								
A+B	CC	841	0,07	0,29	0,53	0,35	0,43	0,29
	PMP	841	0,07	0,60	0,45	0,26	0,27	0,20
	AD	841	0,02	0,68	0,37	0,09	0,18	0,14
A	CC	621	0,09	-1,59	0,10	0,52	0,05	0,01
	PMP	621	0,07	0,56	0,44	0,27	0,24	0,19
	AD	621	0,01	0,53	0,26	0,10	0,11	0,07
B	CC	222	0,18	0,37	0,18	0,49	0,10	0,03
	PMP	222	0,09	0,56	0,44	0,29	0,27	0,19
	AD	222	0,03	0,17	0,11	0,09	0,05	0,01
Modelo 3								
A+B	CC	841	0,04	0,51	0,45	0,36	0,30	0,20
	PMP	841	0,04	0,54	0,46	0,28	0,33	0,21
	AD	841	0,04	0,50	0,37	0,10	0,32	0,14
A	CC	621	0,07	-0,98	0,12	0,47	0,04	0,01
	PMP	621	0,03	0,67	0,61	0,24	0,41	0,37
	AD	621	0,05	0,28	0,17	0,14	0,11	0,03
B	CC	222	0,17	-0,02	-0,04	0,43	-0,03	0
	PMP	222	0,12	0,46	0,31	0,22	0,29	0,10
	AD	222	0,03	0,03	0,03	0,10	0,02	0

Modelo 4								
A+B	CC	841	0,01	0,99	0,99	0	1,01	0,98
	PMP	841	0,05	0,90	0,86	0,10	0,79	0,74
	AD	841	0,04	0,50	0,37	0,10	0,22	0,14
A	CC	621	0,01	0,99	0,99	-0,04	1,08	0,99
	PMP	621	0,08	0,71	0,61	0,10	0,78	0,37
	AD	621	0,04	0,28	0,18	0,12	0,10	0,03
B	CC	222	0,03	0,99	0,98	-0,04	1,07	0,97
	PMP	222	0,10	0,81	0,81	-0,12	1,21	0,66
	AD	222	0,03	0,09	-0,03	0,10	-0,03	0
Modelo 5								
A+B	CC	841	0,04	0,82	0,73	0,23	0,52	0,54
	PMP	841	0,04	0,82	0,75	0,18	0,55	0,57
	AD	841	0,02	0,69	0,53	0,08	0,30	0,28
A	CC	621	0,04	0,82	0,64	0,29	0,40	0,41
	PMP	621	0,04	0,72	0,69	0,22	0,44	0,48
	AD	621	0,02	0,51	0,39	0,10	0,19	0,15
B	CC	222	0,15	0,29	0,28	0,43	0,15	0,08
	PMP	222	0,09	0,67	0,56	0,24	0,44	0,32
	AD	222	0,02	0,08	0,05	0,10	0,02	0
Modelo 6								
A+B	CC	841	0,03	0,77	0,72	0,25	0,51	0,52
	PMP	841	0,05	0,73	0,61	0,19	0,45	0,37
	AD	841	0,01	0,73	0,44	0,08	0,23	0,19
A	CC	621	0,03	0,72	0,71	0,25	0,50	0,50
	PMP	621	0,05	0,56	0,40	0,24	0,25	0,16
	AD	621	0,01	0,55	0,26	0,10	0,13	0,07
B	CC	222	0,15	0,19	0,21	0,46	0,09	0,04
	PMP	222	0,09	0,62	0,54	0,27	0,36	0,29
	AD	222	0,03	0,06	0,01	0,10	0	0
Modelo 7								
A+B	CC	841	0,03	0,62	0,51	0,32	0,34	0,26
	PMP	841	0,03	0,72	0,59	0,20	0,46	0,35
	AD	841	0,03	0,57	0,44	0,06	0,58	0,20
A	CC	621	0,03	0,65	0,57	0,33	0,32	0,32
	PMP	621	0,02	0,72	0,62	0,22	0,41	0,38
	AD	621	0,03	0,44	0,35	0,09	0,40	0,12
B	CC	222	0,17	-0,47	-0,19	0,49	-0,12	0,04
	PMP	222	0,12	0,24	0,09	0,32	0,08	0,01
	AD	222	0,04	0,22	0,09	0,08	0,13	0,01
Modelo 8								
A+B	CC	841	0,01	0,99	0,99	0	1,01	0,98

	PMP	841	0,05	0,90	0,86	0,10	0,79	0,74
	AD	841	0,02	0,73	0,56	0,07	0,37	0,32
A	CC	621	0,01	0,99	0,99	-0,04	1,08	0,99
	PMP	621	0,08	0,71	0,61	0,10	0,78	0,37
	AD	621	0,02	0,62	0,47	0,09	0,29	0,23
B	CC	222	0,03	0,99	0,98	-0,04	1,07	0,97
	PMP	222	0,10	0,81	0,81	-0,12	1,21	0,66
	AD	222	0,03	0,13	-0,06	0,09	-0,05	0

Fonte: produção do próprio autor.

* **Modelo 1**: argila, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 2**: argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 3**: argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 4**: argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo. **Modelo 5**: cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 6**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 7**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 8**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

Tabela 35 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais e subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando os diferentes bancos de ajuste.

Horizonte de ajuste	Variável Predita	N	REQM	d	r	a	b	R^2
Modelo 1								
A+B	CC	839	0,06	0,85	0,77	0,19	0,60	0,60
	PMP	839	0,06	0,86	0,78	0,14	0,61	0,60
	AD	839	0,03	0,72	0,63	0,07	0,39	0,39
A	CC	388	0,07	0,86	0,80	0,18	0,65	0,64
	PMP	388	0,07	0,82	0,74	0,14	0,64	0,55
	AD	388	0,03	0,71	0,61	0,08	0,38	0,37
B	CC	451	0,06	0,84	0,78	0,18	0,59	0,61
	PMP	451	0,06	0,86	0,80	0,13	0,63	0,64
	AD	451	0,02	0,40	0,32	0,09	0,13	0,10
Modelo 2								
A+B	CC	839	0,05	0,74	0,63	0,29	0,40	0,40
	PMP	839	0,07	0,79	0,69	0,18	0,51	0,48
	AD	839	0,02	0,67	0,58	0,07	0,34	0,34
A	CC	388	0,05	0,66	0,63	0,29	0,41	0,39
	PMP	388	0,08	0,62	0,50	0,20	0,38	0,25
	AD	388	0,03	0,62	0,52	0,09	0,29	0,27
B	CC	451	0,05	0,67	0,61	0,29	0,40	0,37
	PMP	451	0,06	0,85	0,80	0,18	0,53	0,64
	AD	451	0,02	0,35	0,37	0,09	0,15	0,13
Modelo 3								
A+B	CC	839	0,04	0,86	0,78	0,18	0,61	0,62
	PMP	839	0,03	0,86	0,79	0,14	0,62	0,62
	AD	839	0,03	0,73	0,62	0,06	0,43	0,38
A	CC	388	0,04	0,90	0,84	0,16	0,69	0,70
	PMP	388	0,03	0,88	0,81	0,12	0,68	0,65
	AD	388	0,03	0,72	0,60	0,08	0,41	0,36
B	CC	451	0,03	0,78	0,75	0,22	0,51	0,56
	PMP	451	0,03	0,80	0,76	0,14	0,58	0,58
	AD	451	0,02	0,45	0,31	0,08	0,17	0,10
Modelo 4								

A+B	CC	839	0,13	-0,06	0,05	0,44	0,05	0
	PMP	839	0,13	-0,09	0,04	0,34	0,04	0
	AD	839	0,03	0,66	0,52	0,07	0,38	0,27
A	CC	388	0,01	1	1	0	1,01	0,99
	PMP	388	0,04	0,96	0,93	0,03	0,91	0,86
	AD	388	0,03	0,77	0,66	0,06	0,48	0,43
B	CC	451	0,01	1	1	0,01	0,98	0,99
	PMP	451	0,03	0,98	0,96	0,03	0,90	0,92
	AD	451	0,02	0,45	0,40	0,09	0,17	0,16
Modelo 5								
A+B	CC	839	0,06	0,86	0,79	0,18	0,62	0,62
	PMP	839	0,06	0,87	0,79	0,13	0,63	0,62
	AD	839	0,04	0,55	0,51	0,09	0,35	0,26
A	CC	388	0,06	0,87	0,81	0,17	0,66	0,66
	PMP	388	0,07	0,83	0,75	0,14	0,63	0,56
	AD	388	0,04	0,64	0,54	0,09	0,40	0,29
B	CC	451	0,06	0,86	0,79	0,16	0,63	0,63
	PMP	451	0,06	0,88	0,82	0,11	0,66	0,67
	AD	451	0,04	-0,11	0,07	0,12	0,04	0
Modelo 6								
A+B	CC	839	0,05	0,74	0,62	0,28	0,42	0,38
	PMP	839	0,05	0,79	0,69	0,20	0,46	0,48
	AD	839	0,02	0,72	0,62	0,07	0,38	0,39
A	CC	388	0,05	0,71	0,64	0,26	0,45	0,40
	PMP	388	0,05	0,64	0,57	0,23	0,36	0,33
	AD	388	0,02	0,70	0,60	0,07	0,37	0,36
B	CC	451	0,05	0,64	0,54	0,32	0,36	0,29
	PMP	451	0,05	0,74	0,66	0,21	0,45	0,43
	AD	451	0,02	0,43	0,39	0,08	0,18	0,15
Modelo 7								
A+B	CC	839	0,03	0,87	0,80	0,17	0,64	0,64
	PMP	839	0,03	0,87	0,81	0,13	0,65	0,66
	AD	839	0,02	0,83	0,74	0,05	0,54	0,54
A	CC	388	0,04	0,90	0,85	0,15	0,71	0,72
	PMP	388	0,03	0,89	0,83	0,11	0,73	0,69
	AD	388	0,02	0,84	0,74	0,05	0,58	0,55
B	CC	451	0,03	0,80	0,76	0,20	0,54	0,58
	PMP	451	0,03	0,84	0,79	0,13	0,62	0,62
	AD	451	0,01	0,52	0,43	0,08	0,17	0,18
Modelo 8								
A+B	CC	839	0,13	-0,06	0,05	0,44	0,05	0
	PMP	839	0,13	-0,09	0,04	0,34	0,04	0

	AD	839	0,03	0,70	0,57	0,07	0,41	0,33
A	CC	388	0,01	1	1	0	1,01	0,99
	PMP	388	0,04	0,96	0,93	0,03	0,91	0,86
	AD	388	0,03	0,78	0,68	0,06	0,49	0,46
B	CC	451	0,01	1	1	0,01	0,98	0,99
	PMP	451	0,03	0,98	0,96	0,03	0,90	0,92
	AD	451	0,02	0,44	0,36	0,09	0,16	0,13

Fonte: produção do próprio autor.

* **Modelo 1**: argila, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 2**: argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 3**: argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 4**: argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo. **Modelo 5**: cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 6**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 7**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 8**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

Tabela 36 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes superficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando os diferentes bancos de ajuste.

Horizonte de ajuste	Variável Predita	N	REQM	d	r	a	b	R^2
Modelo 1								
A+B	CC	839	0,08	0,79	0,73	0,17	0,56	0,53
	PMP	839	0,08	0,75	0,73	0,14	0,50	0,53
	AD	839	0,03	0,71	0,63	0,07	0,39	0,39
A	CC	388	0,06	0,90	0,84	0,13	0,71	0,70
	PMP	388	0,05	0,88	0,81	0,11	0,66	0,66
	AD	388	0,03	0,71	0,61	0,08	0,38	0,37
B	CC	451	0,09	0,67	0,76	0,17	0,50	0,58
	PMP	451	0,10	0,66	0,79	0,11	0,50	0,62
	AD	451	0,02	0,38	0,31	0,09	0,14	0,10
Modelo 2								
A+B	CC	839	0,06	0,68	0,61	0,27	0,40	0,37
	PMP	839	0,06	0,56	0,62	0,21	0,34	0,39
	AD	839	0,06	0,32	0,52	0,03	0,26	0,27
A	CC	388	0,05	0,71	0,66	0,26	0,44	0,44
	PMP	388	0,05	0,66	0,63	0,20	0,40	0,40
	AD	388	0,07	0,27	0,49	0,04	0,22	0,24
B	CC	451	0,06	0,53	0,58	0,26	0,41	0,34
	PMP	451	0,07	0,32	0,61	0,20	0,36	0,37
	AD	451	0,05	0,24	0,26	0,04	0,14	0,07
Modelo 3								
A+B	CC	839	0,09	0,71	0,64	0,19	0,50	0,42
	PMP	839	0,08	0,73	0,68	0,14	0,48	0,46
	AD	839	0,03	0,73	0,61	0,06	0,44	0,37
A	CC	388	0,06	0,89	0,81	0,14	0,70	0,66
	PMP	388	0,06	0,88	0,80	0,11	0,67	0,64
	AD	388	0,03	0,71	0,59	0,08	0,41	0,35
B	CC	451	0,11	0,56	0,69	0,20	0,41	0,47
	PMP	451	0,10	0,63	0,76	0,12	0,48	0,58
	AD	451	0,03	0,46	0,30	0,08	0,18	0,09
Modelo 4								

A+B	CC	839	0,13	-0,06	0,05	0,44	0,05	0
	PMP	839	0,08	0,73	0,68	0,14	0,48	0,46
	AD	839	0,04	0,43	0,32	0,10	0,25	0,10
A	CC	388	0,01	1	1	0	0,99	0,99
	PMP	388	0,06	0,88	0,80	0,11	0,67	0,64
	AD	388	0,03	0,77	0,68	0,07	0,45	0,46
B	CC	451	0,01	1	1	0,01	0,97	0,99
	PMP	451	0,10	0,63	0,76	0,12	0,48	0,58
	AD	451	0,03	0,28	0,34	0,10	0,18	0,12
Modelo 5								
A+B	CC	839	0,08	0,79	0,73	0,15	0,59	0,53
	PMP	839	0,08	0,77	0,74	0,13	0,53	0,55
	AD	839	0,03	0,71	0,62	0,07	0,40	0,38
A	CC	388	0,05	0,92	0,85	0,12	0,74	0,73
	PMP	388	0,05	0,89	0,82	0,10	0,68	0,68
	AD	388	0,03	0,74	0,65	0,07	0,41	0,42
B	CC	451	0,10	0,67	0,76	0,14	0,55	0,57
	PMP	451	0,09	0,69	0,80	0,10	0,55	0,64
	AD	451	0,03	0,26	0,19	0,09	0,10	0,04
Modelo 6								
A+B	CC	839	0,05	0,72	0,65	0,24	0,46	0,42
	PMP	839	0,06	0,61	0,62	0,19	0,39	0,38
	AD	839	0,03	0,61	0,57	0,08	0,34	0,33
A	CC	388	0,04	0,78	0,72	0,22	0,52	0,52
	PMP	388	0,05	0,70	0,66	0,19	0,43	0,43
	AD	388	0,02	0,71	0,63	0,08	0,39	0,40
B	CC	451	0,06	0,56	0,61	0,24	0,46	0,37
	PMP	451	0,08	0,42	0,62	0,16	0,45	0,39
	AD	451	0,03	0,23	0,32	0,09	0,20	0,10
Modelo 7								
A+B	CC	839	0,09	0,77	0,67	0,13	0,65	0,45
	PMP	839	0,08	0,77	0,71	0,09	0,63	0,50
	AD	839	0,02	0,79	0,70	0,06	0,48	0,49
A	CC	388	0,07	0,87	0,78	0,10	0,79	0,61
	PMP	388	0,06	0,89	0,80	0,06	0,81	0,64
	AD	388	0,02	0,83	0,74	0,06	0,54	0,54
B	CC	451	0,10	0,69	0,73	0,09	0,65	0,53
	PMP	451	0,10	0,70	0,78	0,04	0,68	0,61
	AD	451	0,02	0,37	0,28	0,09	0,15	0,08
Modelo 8								
A+B	CC	839	0,13	-0,06	0,05	0,44	0,05	0
	PMP	839	0,12	0,09	0,13	0,30	0,12	0,02

	AD	839	0,03	0,56	0,45	0,09	0,32	0,21
A	CC	388	0,01	1	1	0	0,99	0,99
	PMP	388	0,03	0,97	0,94	0,04	0,89	0,89
	AD	388	0,03	0,79	0,70	0,07	0,48	0,49
B	CC	451	0,01	1	1	0,01	0,97	0,99
	PMP	451	0,03	0,96	0,95	0,05	0,83	0,91
	AD	451	0,03	0,27	0,30	0,10	0,15	0,09

Fonte: produção do próprio autor.

* **Modelo 1**: argila, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 2**: argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 3**: argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 4**: argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo. **Modelo 5**: cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 6**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 7**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 8**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

Tabela 37 - Número de amostras (N), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM), índice de concordância (d), coeficiente de correlação (r), intercepto (a), coeficiente angular (b) e coeficiente de determinação (R^2) para as equações ajustadas entre a umidade medida e a estimada por diferentes funções de pedotransferência obtidas através de modelos construídos com o banco de dados de horizontes subsuperficiais de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas utilizando os diferentes bancos de ajuste.

Horizonte ajuste	Variável Predita	N	REQM	d	r	a	b	R^2
Modelo 1								
A+B	CC	839	0,07	0,83	0,74	0,21	0,57	0,55
	PMP	839	0,07	0,85	0,78	0,15	0,63	0,60
	AD	839	0,03	0,70	0,62	0,07	0,36	0,39
A	CC	388	0,08	0,78	0,69	0,23	0,52	0,47
	PMP	388	0,07	0,79	0,74	0,15	0,65	0,55
	AD	388	0,03	0,69	0,60	0,08	0,36	0,36
B	CC	451	0,06	0,86	0,78	0,19	0,61	0,61
	PMP	451	0,06	0,87	0,80	0,14	0,65	0,64
	AD	451	0,02	0,33	0,32	0,09	0,10	0,10
Modelo 2								
A+B	CC	839	0,08	0,63	0,63	0,32	0,48	0,39
	PMP	839	0,07	0,77	0,74	0,22	0,46	0,55
	AD	839	0,02	0,66	0,59	0,07	0,30	0,35
A	CC	388	0,09	0,49	0,60	0,32	0,47	0,36
	PMP	388	0,08	0,66	0,65	0,22	0,42	0,42
	AD	388	0,03	0,61	0,53	0,09	0,26	0,28
B	CC	451	0,08	0,63	0,62	0,32	0,48	0,38
	PMP	451	0,06	0,80	0,77	0,21	0,47	0,60
	AD	451	0,02	0,40	0,38	0,08	0,14	0,15
Modelo 3								
A+B	CC	839	0,04	0,77	0,67	0,24	0,50	0,45
	PMP	839	0,04	0,83	0,76	0,15	0,62	0,57
	AD	839	0,03	0,76	0,63	0,05	0,64	0,39
A	CC	388	0,05	0,74	0,62	0,26	0,46	0,38
	PMP	388	0,04	0,80	0,71	0,15	0,63	0,51
	AD	388	0,04	0,73	0,60	0,06	0,64	0,36
B	CC	451	0,03	0,83	0,76	0,20	0,58	0,59
	PMP	451	0,03	0,87	0,81	0,14	0,65	0,65
	AD	451	0,03	0,46	0,32	0,08	0,19	0,10
Modelo 4								

A+B	CC	839	0,13	-0,06	0,05	0,44	0,05	0
	PMP	839	0,13	-0,03	0,06	0,35	0,06	0
	AD	839	0,03	0,69	0,56	0,07	0,40	0,31
A	CC	388	0,01	1	1	0	1,02	0,99
	PMP	388	0,05	0,93	0,92	0,02	1,03	0,85
	AD	388	0,03	0,76	0,64	0,06	0,49	0,42
B	CC	451	0,01	1	1	0,01	0,99	0,99
	PMP	451	0,03	0,98	0,96	0,03	0,92	0,92
	AD	451	0,02	0,45	0,40	0,09	0,16	0,16
Modelo 5								
A+B	CC	839	0,07	0,84	0,75	0,20	0,59	0,57
	PMP	839	0,07	0,84	0,77	0,16	0,59	0,60
	AD	839	0,03	0,70	0,62	0,07	0,36	0,38
A	CC	388	0,08	0,79	0,69	0,23	0,54	0,48
	PMP	388	0,08	0,76	0,73	0,18	0,58	0,54
	AD	388	0,03	0,68	0,59	0,08	0,35	0,35
B	CC	451	0,06	0,88	0,81	0,17	0,64	0,65
	PMP	451	0,06	0,88	0,81	0,13	0,65	0,65
	AD	451	0,02	0,38	0,33	0,09	0,11	0,11
Modelo 6								
A+B	CC	839	0,05	0,76	0,66	0,30	0,41	0,43
	PMP	839	0,08	0,76	0,64	0,18	0,50	0,41
	AD	839	0,02	0,69	0,62	0,07	0,34	0,38
A	CC	388	0,06	0,66	0,65	0,29	0,42	0,43
	PMP	388	0,10	0,51	0,38	0,23	0,31	0,14
	AD	388	0,02	0,66	0,57	0,08	0,31	0,33
B	CC	451	0,05	0,73	0,65	0,29	0,43	0,42
	PMP	451	0,06	0,85	0,79	0,17	0,56	0,62
	AD	451	0,02	0,42	0,40	0,08	0,16	0,16
Modelo 7								
A+B	CC	839	0,05	0,74	0,63	0,25	0,49	0,40
	PMP	839	0,04	0,81	0,71	0,15	0,60	0,50
	AD	839	0,05	0,62	0,51	0,03	0,79	0,26
A	CC	388	0,06	0,69	0,54	0,27	0,42	0,29
	PMP	388	0,05	0,73	0,59	0,17	0,52	0,34
	AD	388	0,06	0,56	0,49	0,05	0,80	0,24
B	CC	451	0,03	0,85	0,78	0,19	0,61	0,61
	PMP	451	0,02	0,88	0,82	0,13	0,68	0,68
	AD	451	0,03	0,22	0,10	0,09	0,11	0,01
Modelo 8								
A+B	CC	839	0,13	-0,06	0,05	0,44	0,05	0
	PMP	839	0,13	-0,03	0,06	0,35	0,06	0

	AD	839	0,03	0,68	0,53	0,07	0,40	0,28
A	CC	388	0,01	1	1	0	1,02	0,99
	PMP	388	0,05	0,93	0,92	0,02	1,03	0,85
	AD	388	0,03	0,75	0,63	0,06	0,48	0,39
B	CC	451	0,01	1	1	0,01	0,99	0,99
	PMP	451	0,03	0,98	0,96	0,03	0,92	0,92
	AD	451	0,02	0,51	0,43	0,08	0,19	0,19

Fonte: produção do próprio autor.

* **Modelo 1**: argila, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 2**: argila, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 3**: argila, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 4**: argila, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo. **Modelo 5**: cinco classes de areia, silte e carbono orgânico do solo. **Modelo 6**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e limite de plasticidade do solo. **Modelo 7**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e área superficial específica. **Modelo 8**: cinco classes de areia, silte, carbono orgânico e microporosidade do solo.

6.3.2 Redes neurais artificiais: estrutura, construção e validação

Nas RNA utilizadas, chamadas de *multilayers perceptrons* usando o algoritmo *backpropagation*, vários são as configurações e parâmetros que podem ser alterados para aumentar a eficiência das estimativas. Por não haver recomendação de parâmetros e estrutura de RNA´s para utilização no software Weka primeiramente foram testadas distintas variações para posteriormente utilizar o que foi recomendado para o desenvolvimento das RNA´s para a estimativa da retenção e disponibilidade de água nos solos do Estado de Santa Catarina.

Ao analisar a estimativa da capacidade de campo com a estrutura de três variáveis de entrada, teores de areia, de silte e de argila (APÊNDICE E e APÊNDICE F), o coeficiente de determinação (R^2) variou de 0,60 a 0,63, e a REQM foi constante, 0,06 cm^3 cm^{-3}. Observando-se os resultados da árvore de decisão/classificação (Figura 11) as estruturas e

configurações com maior R^2 (0,63) foram em taxas de aprendizagem entre 0,03 e 0,15, com tempo de treinamento maior que 1250, ou se menor que 1250 ter mais de 15 neurônios na camada oculta. Quando a taxa de aprendizagem foi maior de 0,15 foi necessário avaliar qual o valor mais adequado para o momento. Neste caso, foi observado maior R^2 quando o momento for inferior a 0,15.

Não houve construção da árvore de decisão/classificação para REQM pois este foi constante entre as estruturas e configurações testadas. Portanto, para três variáveis as melhorias no coeficiente de determinação e redução do REQM em função de variações no número de neurônios na camada oculta, na taxa de aprendizado, tempo de treinamento, e do momento não foram tão expressivas.

Quando utilizadas quatro variáveis de entrada, sendo elas teores de areia, silte, argila e carbono orgânico do solo (APÊNDICE G e APÊNDICE H), o R^2 aumentou para a faixa entre 0,70 e 0,74, e o REQM variou de 0,05 a 0,06 $cm^3\ cm^{-3}$. A árvore de decisão/classificação (Figura 12) mostrou que os melhores resultados para R^2 (0,73) estão em tempo de treinamento maiores que 1250, com taxa de aprendizagem entre 0,03 e 0,15 e com número de neurônios maior que 5. Novamente é necessário modificar o momento quando a taxa de aprendizagem é maior 0,15, com tempo de treinamento maior que 1250. Para o REQM (Figura 13) o resultado com valor mais alto foi com momento maior que 0,25, com taxa de aprendizagem maior que 0,15 e com menos de 9 neurônios na camada oculta, ou seja, esses não são parâmetros recomendados.

Para a estrutura de rede com oito variáveis de entrada (APÊNDICE I e APÊNDICE J), o R^2 variou na faixa entre 0,78 e 0,87, e a REQM variou entre 0,04 e 0,06 $cm^3\ cm^{-3}$. Os resultados com R^2 maiores que 0,85 foram obtidos quando a taxa de aprendizagem foi maior que 0,03, número de camadas ocultas maior do que 9 e tempo de treinamento menor do que

1250; ou a taxa de aprendizagem menor do que 0,03, com número de neurônios na camada oculta entre 5,5 e 6,5 e tempo de treinamento maior que 1750. Para o REQM (Figura 15) os menores valores foram observados quando a taxa de aprendizagem foi menor que 0,03, e quando o tempo de treinamento foi maior que 1750 o número de neurônios na camada oculta ficou entre 5,5 e 9, e com tempo de treinamento menor que 1750 o número de neurônios na camada oculta ficou entre 5,5 e 6,5.

De maneira geral para os três números de variáveis de entrada avaliados (3, 4 e 8), os melhores resultados foram observados em taxas de aprendizagem entre 0,03 e 0,15, com tempo de treinamento maior que 1250, ou seja, mais elevados, e com seis ou mais neurônios na camada oculta. O momento somente melhora os resultados de coeficiente de determinação e REQM quando a taxa de aprendizagem é mais elevada e sua definição deve levar em consideração o número de neurônios na camada oculta. Também se pôde perceber que o aumento do número de neurônios na camada oculta não gera, de maneira necessária, redução do erro e melhoria da estimativa. O contrário acontece com o número de variáveis de entrada, em que o maior número de variáveis resulta em melhoria da estimativa e redução do erro.

Baseado nos resultados observados na estimativa da CC, para PMP e AD foi fixado um tempo de treinamento mais alto (2000), seis neurônios na camada oculta, para os três modelos de variáveis de entrada. Estes foram fixos, pois o primeiro teve melhor resultado conforme maior o seu valor, e o segundo por ser a estrutura que combinou menor número de neurônios com os melhores resultados nos três números de variáveis de entrada, sendo que a escolha de um número de neurônios na camada oculta que seja alto pode ter resultados mais satisfatórios na construção da RNA, mas ruins em dados de validação (Braga et al., 2007), além é claro de uma maior complexidade de resultados e de sua implementação para os

usuários da RNA. Esta simplificação visou reduzir o número de testes no Weka (de 1080 para 54), visto que cada programação da RNA no software leva em torno de dois minutos e mais cinco a 20 segundos para que a RNA seja treinada, totalizando um tempo de 42 h ininterruptas de processamento de 1080 RNA, e assim se pode indicar mais facilmente uma estrutura e configuração de RNA padrão para estimativa da CC, PMP e AD. Com isso, foram avaliadas taxas de aprendizado de 0,1, 0,05 e 0,01 e momento de 0,3, 0,2 e 0,1. Com menor quantidade de dados gerados não houve a necessidade do uso da árvore de decisão/classificação para classificar os resultados do PMP e AD, pois a variação dos resultados de REQM e R^2 foi menor, e a classificação, portanto, não seria tão eficiente.

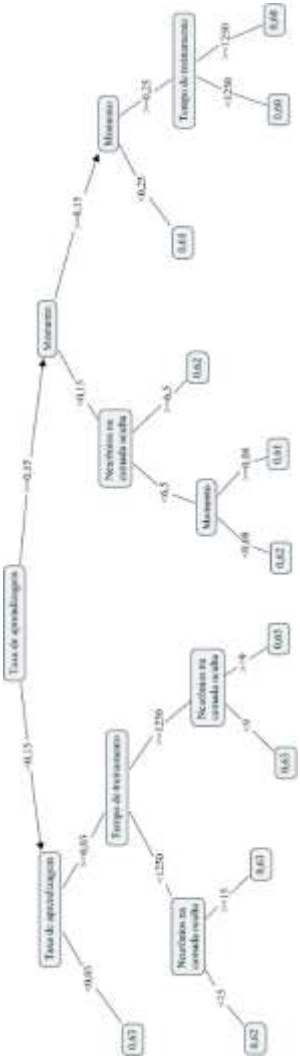
Para a estimativa do PMP (APÊNDICE K) pelo modelo com três variáveis de entrada não houveram grandes alterações nos coeficientes de determinação (R^2 próximo de 0,64) e REQM (0,06 cm^3 cm^{-3}). Entretanto, para quatro variáveis de entrada os melhores resultados foram com taxa de aprendizado de 0,05 e momento de 0,2 e 0,1, com R^2 de 0,73 e REQM de 0,05 cm^3 cm^{-3}. Para oito variáveis de entrada os melhores resultados foram com taxa de aprendizagem de 0,05 e 0,1, com R^2 próximo a 0,86 e REQM de 0,04 cm^3 cm^{-3}, sendo que o momento não teve grande influência nos resultados.

Na estimativa da AD (APÊNDICE K) os melhores resultados (R^2 mais alto) para todos os números de variáveis de entrada foram com taxas de aprendizagem de 0,01 e 0,05, independente do momento utilizado, com R^2 de 0,74 e REQM de 0,03 cm^3 cm^{-3} com três variáveis de entrada, com R^2 de aproximadamente 0,79 e REQM de 0,03 cm^3 cm^{-3}com quatro variáveis de entrada, e R^2 de 0,84 e REQM de 0,02 cm^3 cm^{-3} com oito variáveis de entrada.

Observou-se que o aumento no número de variáveis de entrada contribui mais para a melhoria das estimativas do que o aumento do número de neurônios na camada oculta, corroborando o resultado de Soares et al. (2014). Porém, é

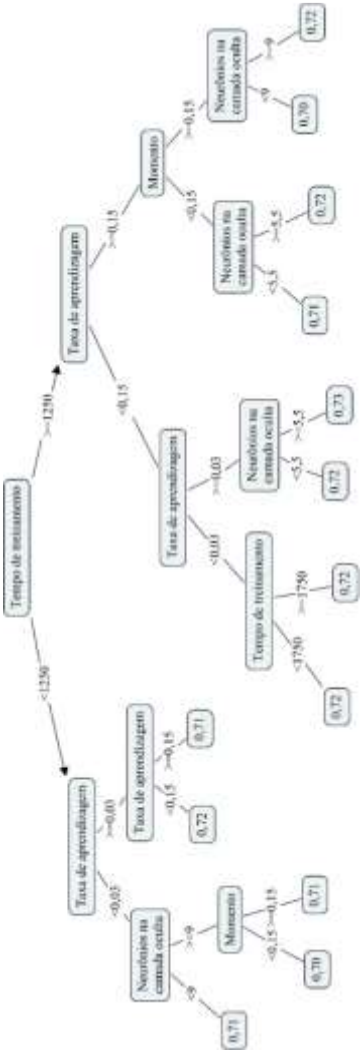
necessário ponderar este aumento de variáveis de entrada pois gera maior custo e tempo para alimentação do modelo, pela necessidade de mais análises.

Figura 11 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de R^2 de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com três variáveis de entrada.



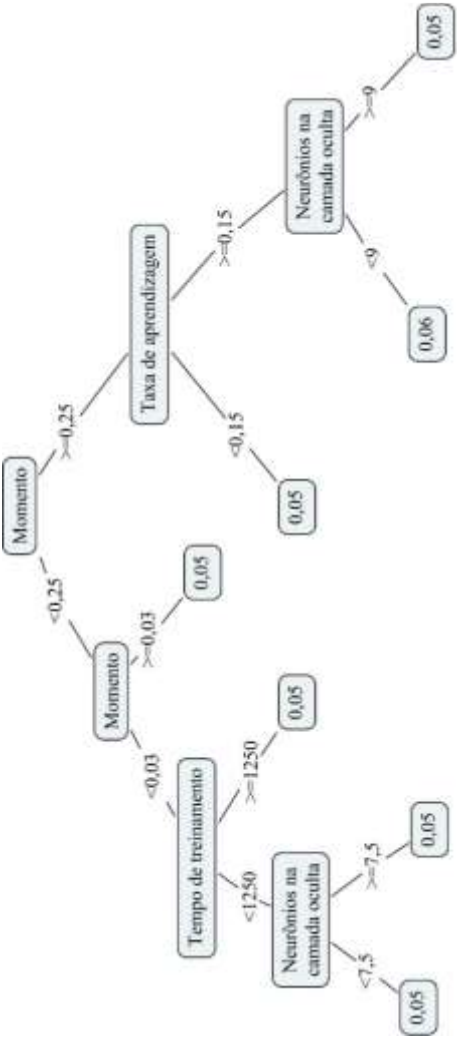
Fonte: produção do próprio autor, 2015.

Figura 12 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de R^2 de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com quatro variáveis de entrada.



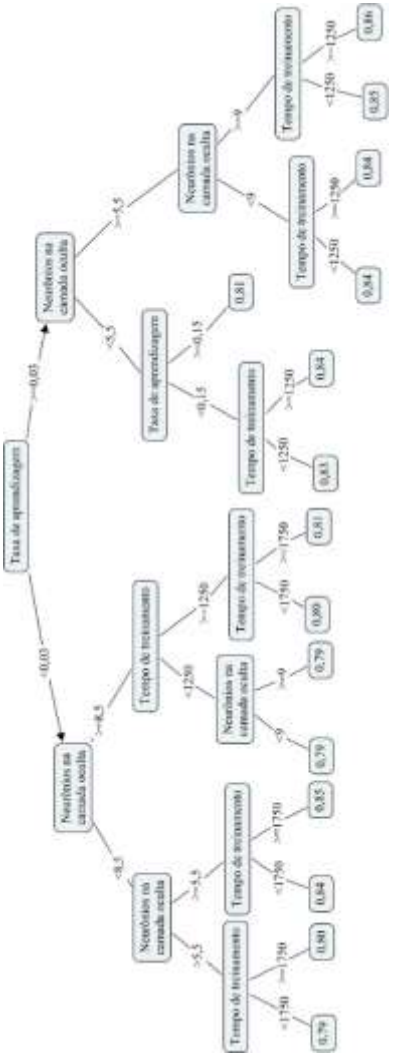
Fonte: produção do próprio autor, 2015.

Figura 13 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de REQM de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com quatro variáveis de entrada.



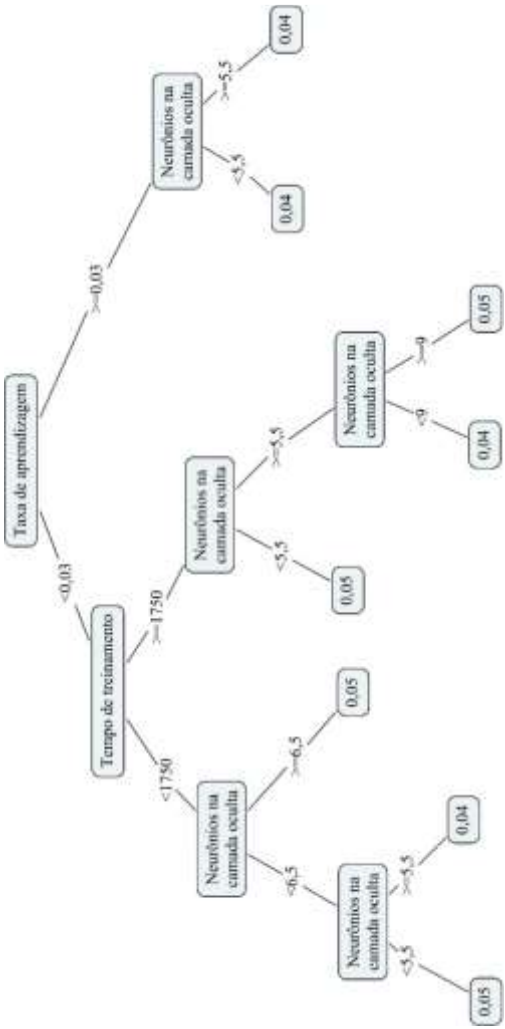
Fonte: produção do próprio autor, 2015.

Figura 14 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de R^2 de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com oito variáveis de entrada.



Fonte: produção do próprio autor, 2015.

Figura 15 - Árvore de Decisão/Classificação dos resultados de REQM de diferentes estruturas (número de neurônios na camada oculta) e configurações (taxa de aprendizagem, momento e tempo de treinamento) de RNA através do software WEKA para estimativa da CC com quatro variáveis de entrada.



Fonte: produção do próprio autor, 2015.

Baseado na análise anterior as RNA´s foram construídas utilizando como parâmetros e estrutura, seis neurônios em uma camada oculta, momento de 0,2, tempo de treinamento de 2000 e taxa de aprendizagem de 0,05. Os resultados das RNA´s foram construídas com o banco de dados dos horizontes superficiais (Tabela 38), subsuperficiais (Tabela 39) e superficiais mais subsuperficiais (Tabela 40).

Nos três bancos de dados os melhores resultados, para a CC, foram os modelos 4 e 8, que possuem como variável preditora a microporosidade do solo a qual não foi incluída nos demais modelos. Para estes modelos o R^2 foi de 0,99 e a REQM de 0,01 $cm^3\ cm^{-3}$. Houve melhoria na estimativa com o incremento de variáveis preditoras, comparando o modelo mais simples (1) com os modelos mais completos.

Para o PMP os modelos que melhoraram as estimativas dos teores de água também foram os modelos 4 e 8, que possuem microporosidade como uma das variáveis preditoras. No modelo 4 o R^2 foi de 0,90, 0,93 e 0,92, quando utilizado, respectivamente, o banco de dados com os horizontes superficiais, subsuperficiais, e superficiais mais subsuperficiais.

No modelo 8 o R^2 foi de 0,91, 0,93 e 0,93, quando utilizado, respectivamente, o banco de dados com os horizontes superficiais, subsuperficiais, e superficiais mais subsuperficiais. Em todos estes casos o REQM foi de 0,02 $cm^3\ cm^{-3}$. Assim como para a CC, o PMP também foi melhor estimado com o incremento do número de variáveis preditoras.

A estimativa da disponibilidade de água foi melhor nos modelos 2 e 6 que possuem a ASE como uma das variáveis preditoras, nos bancos de dados com os horizontes superficiais (Tabela 38), subsuperficiais (Tabela 39) e superficiais mais subsuperficiais (Tabela 40).

Tabela 38 – Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as redes neurais artificiais ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais e subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada.

Modelo	**Variável Predita**	**r**	**REQM**	**R^2**
1	CC	0,83	0,06	0,70
	PMP	0,82	0,06	0,68
	AD	0,87	0,03	0,76
2	CC	0,86	0,05	0,75
	PMP	0,86	0,05	0,74
	AD	0,90	0,03	0,81
3	CC	0,86	0,05	0,73
	PMP	0,85	0,05	0,72
	AD	0,88	0,03	0,77
4	CC	0,99	0,01	0,99
	PMP	0,96	0,03	0,92
	AD	0,88	0,03	0,78
5	CC	0,88	0,05	0,77
	PMP	0,87	0,05	0,75
	AD	0,88	0,03	0,78
6	CC	0,89	0,05	0,79
	PMP	0,87	0,05	0,75
	AD	0,91	0,03	0,82
7	CC	0,88	0,05	0,78
	PMP	0,87	0,05	0,76
	AD	0,90	0,03	0,81
8	CC	0,99	0,01	0,99
	PMP	0,96	0,03	0,93
	AD	0,88	0,03	0,77

Tabela 39 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as redes neurais artificiais ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada.

Modelo	**Variável Predita**	**r**	**REQM**	**R^2**
1	CC	0,86	0,05	0,73
	PMP	0,83	0,05	0,69
	AD	0,85	0,03	0,72
2	CC	0,87	0,05	0,76
	PMP	0,85	0,05	0,73
	AD	0,90	0,03	0,80
3	CC	0,87	0,05	0,75
	PMP	0,84	0,05	0,70
	AD	0,89	0,03	0,79
4	CC	0,99	0,01	0,99
	PMP	0,95	0,03	0,90
	AD	0,90	0,03	0,82
5	CC	0,87	0,05	0,76
	PMP	0,86	0,05	0,74
	AD	0,89	0,03	0,78
6	CC	0,89	0,05	0,80
	PMP	0,86	0,05	0,75
	AD	0,91	0,03	0,83
7	CC	0,88	0,05	0,77
	PMP	0,86	0,05	0,74
	AD	0,90	0,03	0,82
8	CC	1,00	0,01	0,99
	PMP	0,96	0,03	0,91
	AD	0,90	0,03	0,81

Tabela 40 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as redes neurais artificiais ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada.

Modelo	**Variável Predita**	**r**	**REQM**	**R^2**
1	CC	0,84	0,05	0,70
	PMP	0,83	0,05	0,70
	AD	0,88	0,03	0,77
2	CC	0,85	0,05	0,72
	PMP	0,86	0,05	0,75
	AD	0,89	0,03	0,79
3	CC	0,85	0,05	0,72
	PMP	0,86	0,05	0,74
	AD	0,89	0,03	0,79
4	CC	0,99	0,01	0,99
	PMP	0,96	0,03	0,93
	AD	0,89	0,03	0,79
5	CC	0,87	0,05	0,76
	PMP	0,87	0,05	0,76
	AD	0,90	0,02	0,80
6	CC	0,89	0,04	0,79
	PMP	0,88	0,05	0,78
	AD	0,90	0,02	0,81
7	CC	0,88	0,05	0,77
	PMP	0,87	0,05	0,77
	AD	0,91	0,02	0,82
8	CC	0,99	0,01	0,99
	PMP	0,97	0,03	0,93
	AD	0,90	0,02	0,81

A utilização de cinco classes de diâmetro de areia em substituição ao teor de argila do solo melhorou a estimativa da retenção de água no solo na CC e PMP e também da sua disponibilidade (Tabela 38, Tabela 39 e Tabela 40). Os modelos 3 e 7, em que houve a inclusão do LP como variável preditora melhorou pouco a estimativa da retenção e disponibilidade de água no solo utilizando as RNA´s.

6.3.3 Árvores de Decisão/Classificação

Os resultados das árvores de decisão/classificação (ADC) estão apresentados nas Tabela 41, Tabela 42 e Tabela 43, em que foram utilizados os bancos de dados com horizontes superficiais mais subsuperficiais, superficiais e subsuperficiais, respectivamente. As melhores estimativas da retenção de água na CC foram através dos modelos 4 e 8, que possuem a microporosidade do solo como variável preditora. Quando a ADC foi construída usando horizontes superficiais mais subsuperficiais (Tabela 41), o R^2 nestes modelos foi de 0,98, com REQM de 0,01 $cm^3\ cm^{-3}$. Quando os horizontes foram separados para a construção das ADC, os superficiais (Tabela 42) obtiveram R^2 de 0,98 e REQM de 0,01 $cm^3\ cm^{-3}$, e os subsuperficiais (Tabela 43) obtiveram R^2 de 0,97 e REQM de 0,01 $cm^3\ cm^{-3}$. Para os demais modelos testados (modelos 1, 2, 3, 5. 6 e 7) o R^2 variou de 0,81 a 0,84 e REQM de 0,03 $cm^3\ cm^{-3}$. Para os horizontes superficiais+subsuperficiais o R^2 variou de 0,69 a 0,83 e a REQM variou de 0,03 a 0,04 $cm^3\ cm^{-3}$, nos superficiais, sendo que os melhores resultados foram os modelos mais simples (com menor número de variáveis preditoras), e nos subsuperficiais o R^2 variou de 0,81 a 0,85 e REQM de 0,03 $cm^3\ cm^{-3}$.

Para a retenção de água no solo no PMP, as melhores estimativas foram obtidas para os modelos 4 e 8, sendo que estes modelos possuem a microporosidade como variável preditora. Quando se utilizou os horizontes superficiais e subsuperficiais para a construção da árvore de decisão, os R^2 foram de 0,92 e 0,91 para os modelos 4 e 8, respectivamente e REQM de 0,02 $cm^3\ cm^{-3}$ para ambos. Quando separados os horizontes do solo, para os superficiais o R^2 foi de 0,89 e 0,88 no modelo 4 e no modelo 8, respectivamente, e REQM de 0,02 $cm^3\ cm^{-3}$ em ambos os modelos. Para os horizontes subsuperficiais o R^2 foi de 0,91 com REQM de 0,02 $cm^3\ cm^{-3}$ nos modelos 4 e 8 respectivamente. Nos demais modelos

testados o REQM foi de 0,03 $cm^3\ cm^{-3}$, e o R^2 teve variação de 0,81 a 0,84, quando utilizados os horizontes superficiais e subsuperficiais para construção das ADC. O R^2 variou de 0,75 a 0,82 quando utilizados os superficiais, sendo que os valores mais altos foram dos modelos com uso de menor número de variáveis preditoras, já quando utilizados os subsuperficiais, o R^2 variou de 0,81 a 0,85.

Para estimar a disponibilidade de água dos solos do Estado de Santa Catarina as árvores de decisão apresentaram resultados com menor REQM do que a regressão múltipla e as RNAs, sobretudo nos modelos com menor número de variáveis preditoras. Em todos os modelos testados a REQM foi de 0,02 $cm^3\ cm^{-3}$, enquanto o R^2 variou conforme o modelo utilizado para construir as ADC: com horizontes superficiais e subsuperficiais os valores variaram entre 0,84 e 0,88; com horizontes superficiais a variação foi de 0,83 a 0,86; e para os horizontes subsuperficiais foi de 0,79 a 0,86.

De maneira geral, usando a ADC para estimar a retenção e disponibilidade de água, os melhores resultados foram observados quando foram incluídas as amostras dos horizontes superficiais em conjunto com as subsuperficiais. Para a estimativa da retenção de água na CC e no PMP os melhores modelos foram aqueles que possuem a microporosidade do solo como variável preditora, juntamente com os teores de silte, argila e carbono orgânico, e para casos em que não possuam dados de microporosidade do solo é indicado o uso do modelo mais simples, com teores de silte, argila e carbono orgânico. Já a disponibilidade de água é estimada de maneira semelhante em todos os modelos, e dessa forma se indica o uso de modelos com menor número de variáveis preditoras, pela maior praticidade e disponibilidade.

Tabela 41 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as árvores de decisão ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais e subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada.

Modelo	**Variável Predita**	**r**	**REQM**	**R^2**
1	CC	0,91	0,04	0,82
	PMP	0,92	0,04	0,84
	AD	0,92	0,02	0,85
2	CC	0,90	0,04	0,81
	PMP	0,91	0,04	0,84
	AD	0,93	0,02	0,86
3	CC	0,90	0,04	0,81
	PMP	0,92	0,04	0,84
	AD	0,92	0,02	0,84
4	CC	0,99	0,01	0,98
	PMP	0,96	0,03	0,92
	AD	0,93	0,02	0,86
5	CC	0,92	0,04	0,84
	PMP	0,91	0,04	0,83
	AD	0,92	0,02	0,84
6	CC	0,92	0,04	0,85
	PMP	0,90	0,04	0,82
	AD	0,94	0,02	0,88
7	CC	0,92	0,04	0,84
	PMP	0,91	0,04	0,83
	AD	0,94	0,02	0,88
8	CC	0,99	0,01	0,98
	PMP	0,95	0,03	0,91
	AD	0,91	0,03	0,83

Tabela 42- Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as árvores de decisão ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes superficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada.

Modelo	**Variável Predita**	**r**	**REQM**	**R^2**
1	CC	0,91	0,04	0,83
	PMP	0,90	0,04	0,80
	AD	0,93	0,02	0,86
2	CC	0,90	0,05	0,81
	PMP	0,90	0,04	0,81
	AD	0,92	0,03	0,85
3	CC	0,91	0,04	0,83
	PMP	0,89	0,04	0,80
	AD	0,92	0,03	0,84
4	CC	0,99	0,01	0,98
	PMP	0,95	0,03	0,89
	AD	0,91	0,03	0,84
5	CC	0,89	0,05	0,78
	PMP	0,90	0,04	0,81
	AD	0,92	0,02	0,85
6	CC	0,90	0,05	0,81
	PMP	0,90	0,04	0,82
	AD	0,91	0,03	0,83
7	CC	0,83	0,05	0,69
	PMP	0,90	0,04	0,81
	AD	0,92	0,03	0,85
8	CC	0,99	0,01	0,98
	PMP	0,94	0,03	0,88
	AD	0,92	0,03	0,84

Tabela 43 - Coeficiente de correlação (r), Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) e coeficiente de determinação (R^2) para as árvores de decisão ajustadas entre a umidade medida e a estimada através de 8 modelos construídos com o banco de dados de **horizontes subsuperficiais** de solos do Estado de Santa Catarina, e validadas através de validação cruzada.

Modelo	**Variável Predita**	**r**	**REQM**	**R^2**
1	CC	0,92	0,04	0,84
	PMP	0,91	0,04	0,83
	AD	0,92	0,02	0,84
2	CC	0,91	0,04	0,84
	PMP	0,91	0,04	0,83
	AD	0,90	0,02	0,81
3	CC	0,92	0,04	0,84
	PMP	0,91	0,04	0,83
	AD	0,92	0,02	0,84
4	CC	0,99	0,02	0,97
	PMP	0,95	0,03	0,91
	AD	0,90	0,02	0,82
5	CC	0,92	0,04	0,85
	PMP	0,90	0,04	0,81
	AD	0,89	0,03	0,79
6	CC	0,92	0,04	0,85
	PMP	0,92	0,04	0,84
	AD	0,92	0,02	0,85
7	CC	0,92	0,04	0,85
	PMP	0,90	0,04	0,81
	AD	0,91	0,02	0,84
8	CC	0,99	0,02	0,97
	PMP	0,96	0,03	0,91
	AD	0,89	0,03	0,79

6.3.4 Considerações sobre os métodos de estimativa

O uso da ADC para a estimativa da CC, PMP e AD apresentou melhor desempenho em todos os modelos testados. Diferentemente das RML e das RNA´s, em que se gera uma equação qua estima a retenção de água, é gerada um gráfico no formato de ramos e folhas que é de fácil utilização. Para chegar

ao resultado estimado (folhas, que são teores de água retidos na CC, PMP e de AD) o usuário deve percorrer com atenção os ramos da árvore através das caraterísticas do solo.

De maneira geral, para os solos do Estado de Santa Catarina, as RNA´s foram melhores que a RML para estimativa da retenção de água e, especialmente para estimar a disponibilidade de água. Esta obteve desempenho semelhante às estimativas da CC e do PMP, enquanto nas RML a disponibilidade de água teve desempenho inferior do que às estimativas da CC e PMP. Esses resultados confirmam as conclusões de Mendes (2014) para solos de Santa Catarina, de Soares et al. (2014) para solos do Estado do Rio Grande do Sul e Koekkoek e Booltink (1999) com solos da Holanda e Escócia. Entretanto, Merdun et al. (2006) encontraram resultados semelhantes entre os dois métodos, mas recomendaram o uso das RNA´s por possibilitar o uso de mais entradas e saídas e gerar economia de tempo e energia.

Os modelos que incluem a microporosidade do solo foram mais eficientes para estimar a retenção de água no solo, principalmente pela alta correlação dos teores de água retida entre os ψm da curva de retenção de água no solo. O desempenho destes modelos para estimar CC, PMP e AD não variou entre RML, RNA´s e ADC, o que variou entre eles foi a complexidade da equação e a forma de estimar (equação ou gráfico de ramos e folhas). Quando dados de microporosidade foram incluídos, a RML foi mais simples de utilizar pois o procedimento *stepwise* selecionou apenas a microporosidade como variável preditora dentre as disponíveis nos modelos 4 e 8. Em estudo com solos do Estado do Rio Grande do Sul, Michelon et al. (2010) utilizou o teor de areia, silte, argila, densidade do solo, densidade de partículas, macroporosidade, microporosidade e porosidade total, para gerar funções de pedotransferência através de RML que estimam a retenção de água, e encontraram alta correlação da microporosidade do solo com a retenção de água, sendo que o *stepwise* selecionou a

microporosidade como variável preditora para estimar a retenção até 500 kPa, mas não como única variável preditora. Já no presente estudo, a microporosidade foi selecionada pelo *stepwise* como única variável preditora para a estimativa da CC.

Além da utilização da microporosidade, foram testados o uso da ASE, do LP e do IP do solo como variáveis preditoras da retenção e disponibilidade de água no solo que não haviam sido testadas nos trabalhos de Costa et al. (2013) e Mendes (2014). A ASE e o LP não melhoraram a estimativa conforme havia sido previsto. Entretanto, para a ASE há a necessidade delas serem determinadas em todas as amostras do banco de dados.

7 CONCLUSÕES

O banco de dados atual apresenta alta variabilidade, onde areia atua de forma negativa, e a argila, os limites de consistência, carbono orgânico e área superficial específica atuam positivamente sobre a retenção de água no solo. Quanto a disponibilidade de água no solo a granulometria foi a propriedade com maior influência.

Os solos mais argilosos foram os que apresentaram maior retenção, e solos arenosos apresentaram menor retenção de água. A disponibilidade de água foi maior nos solos siltosos. Quanto à litologia, a maior retenção de água acontece em solos derivados de rochas ígneas (intrusivas e extrusivas) e sedimentares com textura mais fina, e as menores retenções aconteceram em solos derivados de rochas ou depósitos sedimentares com granulometria maior. A maior disponibilidade de água ocorre em solos derivados de siltitos, e a menor em solos derivados, principalmente de granito e de depósitos aluvionares atuais.

Cambissolos, Nitossolos e solos Brunos (Subordem) apresentaram maior retenção de água, e os Neossolos Quartzarênicos a menor retenção e disponibilidade de água, influenciados principalmente pela granulometria e teor de carbono orgânico do solo. Quanto aos tipos de solos da instrução normativa n. 2/2008 do MAPA (BRASIL, 2008), esta não se mostra adequada para classificar os solos catarinenses quanto a disponibilidade de água, pois a capacidade de água disponível não diferiu entre as classes.

As redes neurais artificiais e árvores de decisão/classificação estimaram melhor capacidade de campo, o ponto de murcha permanente e a disponibilidade de água do que a regressão múltipla linear. Os melhores modelos para estimar a retenção de água foram os que utilizaram a microporosidade. O modelo mais simples (Teor de argila, silte e carbono orgânico), também se apresenta como alternativa

para a estimativa da capacidade de campo, do ponto de murcha permanente e da disponibilidade de água no solo

REFERÊNCIAS

ADÁMOLI, J. et al. Caracterização da região dos cerrados. In: GOEDERT, W. J. (Ed.). **Solos dos cerrados: tecnologias e estratégias de manejo.** São Paulo: Nobel, Brasília: EMBRAPA/CPAC, 1985. p.33-74.

AHUJA, L. R.; NANEY, J. W.; WILLIAMS, R. D. Estimating soil water characteristics from simpler properties or limited data. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v. 49, n. 5, p. 1100-1105, sept. 1985.

ALMEIDA, C. X. de et al. Funções de pedotransferência para a curva de resistência do solo à penetração. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 6, p. 2235-2243, dez. 2008.

ALMEIDA, J. A.; KÄMPF, N.; ALMEIDA, R. Caracterização mineralógica de Cambissolos originados de rochas pelíticas nos patamares do alto rio Itajaí e no planalto de Lages. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 21, n. 2, p. 181-190, dez. 1997.

ALMEIDA, J. A.; MAÇANEIRO, K. C.; KLAMT, E. Mineralogia da fração argila de solos vermelhos com horizontes superficiais brunados do planalto de Lages (SC). **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 24, n. 4, p. 815-828, dez. 2000.

ALMEIDA, J. A.; TORRENT, J.; BARRÓN, V. Cor de solo, formas de fósforo e adsorção de fosfato em Latossolos desenvolvidos de basalto do extremo-sul do Brasil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 27, n. 6, p. 985-1002, dez. 2003.

ALPHEN, B. J. van; BOOLTINK, H. W. G.; BOUMA, J. Combining pedotransfer functions with physical measurements to improve the estimation of soil hydraulic properties. **Geoderma**, v. 103, n. 1-2, p. 133-147, sept. 2001.

ALVAREZ, C. R. et al. Pedotransfer functions to estimate proctor test parameters under different tillage systems. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 34, n. 6, p. 1787-1793, dez. 2010.

AMOOZEGAR, A.; WARRICK, A.W. Hydraulic conductivity of saturated soils: Fields Methods. In: KLUTE, A.(ed). **Methods of Soil Analysis: Part I - Physical and mineralogical methods**. 2. ed. Madison: American Society of Agronomy, 1986. p. 735-770.

ARRUDA, F. B.; ZULLO Jr., J. & OLIVEIRA, J. B. Parâmetros de solo para cálculo de água disponível com base na textura do solo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 11, n. 1, p.11-15, jun. 1987.

ASSAD, M. L. L. et al. Relação entre água retida e conteúdo de areia total em solos brasileiros. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, Porto Alegre, v. 9, n. 3, p. 588-596, dez. 2001.

BAKER, L. Development of class pedotransfer functions of soil water retention—A refinement. **Geoderma**, v. 144, n. 1-2, p. 225–230, Mar. 2008.

BAKER, L. ELLISON, D. Optimisation of pedotransfer functions using an artificial neural network ensemble method. **Geoderma,** v. 144, n. 1-2, p. 212–224, Mar. 2008.

BARROS, A. H. C. et al. Pedotransfer functions to estimate water retention parameters of soils in northeastern Brazil.

Revista Brasileira de Ciência do Solo, Viçosa, v. 37, n. 2, p. 379-391, abr. 2013.

BATJES, N. H. Development of a world data set of soil water retention properties using pedotransfer rules. **Geoderma**, v. 71, p. 31-52, 1996.

BELL, M. A.; KEULEN, H. van. Soil pedotransfer functions for four Mexicans soils. **Soil Science Society of America Journal**, Madison, v.59, n. 3, p. 865-871, May. 1995.

BENITES, V. de M. et al. Pedotransfer functions for estimating bulk density of Brazilian soils. **Geoderma**, v. 139, n. 1/2, p. 90-97, Apr. 2007.

BERG, M.; KLAMT, E.; van REEUWIJK, L.P. & SOMBROEK, W.G. Pedotransfer functions for the moisture retention characteristics of Ferralsols and related soils. **Geoderma**, v. 78, n. 3-4, p. 161-180, Aug. 1997.

BOGNOLA, I. A. **Caracterização química, física e mineralógica de solos intermediários entre Latossolos Brunos e Latossolos Roxos**. 1995. Dissertação (Mestrado em Solo e Nutrição de Plantas) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 1995.

BONILLA, M. C.; CANCINO, J.V. Estimacion del contenido de humedad del suelo mediante el empleo de funciones de pedotransferencia. **Agricultura Técnica**, Chillán, v. 61, n. 3, p. 1-11. 2001.

BOTULA, I.; RUNST E. R. van; CORNELIS, W. M. Pedotransfer functions to predict water retention for soils of the humid tropics: a review. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 38, n. 3, p. 679-698, May/June. 2014.

BOUMA, J. Using soil survey data for quantitative land evaluation. **Advances Soil Science**, New York, v. 9, p. 177-213. 1989.

BOYER, J. S. Water deficits and photosynthesis. In: Kozlowski, T.T. (ed.) **Water deficits and plant growth**. New York: Academic Press, v.4, 1978. p.154-191.

BRAGA, A. P., CARVALHO, A. C. P. L., LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações**. LTC - Livros Técnicos e Científico, 2007. 260 p.

BRASIL. Instrução Normativa nº 2/2008. Adota no Zoneamento Agrícola de Risco Climático do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, as especificações para solo que descreve. Brasília: - M.A.A. **Diário Oficial da União de 10/10/2008**, Seção 1, Página 71. 2008.

BRIGGS, L. J.; SHANTZ, H. L. The wilting coefficient for different plants and its indirect determination. **Bulletin 230**, Washington: Department of Agriculture, 1912. 83 p.

BRINGHENTI, I. **Mineralogia e gênese dos solos das serras litorâneas do norte catarinense**. 2010. Dissertação (Mestrado em Manejo do Solo) – Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2010.

BRUAND, A.; PÉREZ FERNANDEZ, P.; Duval, O. Use of class pedotransfer functions based on texture and bulk density of clods to generate water retention curves. **Soil Use and Management**, v. 19, n. 3, p. 232–242, Sept. 2003.

BUDIMAN, M. et al. **Revisão sobre funções de Pedotransferência (PTFs) e novos métodos de predição de classes e atributos do solo**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2003. 50 p.

CAGLIARI, J.; VERONEZ, M. R.; ALVES, M. E. Remaining phosphorus estimated by pedotransfer function. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 35, n. 1, fev. 2011.

CÂMARA, V. R. **Rede neural para identificação do sexo de bovinos a partir de ressonância magnética nuclear de carnes**. 2006. Monografia. - Centro Universitário Central Paulista, São Carlos, 2006.

CARLESSO, R.; SANTOS, R. F. Disponibilidade de água às plantas de milho em solos de diferentes texturas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 23, n. 1, p. 17-25, jan/mar. 1999.

CLARK, L. A.; PREGIBON, D. Tree-based models. In: CHAMBERS, J. M.; HASTIE, T. J. (Ed). **Statistical Models in S**. California: Wadsworth & Brooks/ Cole Advanced Books & Software, Pacific Grove, 1992.

CORRÊA, J. **Mineralogia e gênese das principais classes de solos de encostas basálticas do estado de Santa Catarina**. 2003. Dissertação (Mestrado em Manejo do Solo) – Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2003.

COSTA, A. et al. Water retention and availability in soils of the State of Santa Catarina-Brazil: effect of textural classes, soil classes and lithology. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 37, n. 6, p. 1535-1548, dez. 2013.

COSTA, W. A.; OLIVEIRA, C. A. S.; KATO, E. Modelos de ajuste e métodos para a determinação da curva de retenção de água de um Latossolo Vermelho-Amarelo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 2, p. 515-523, abr. 2008.

COSTA, A. et al. **Pedofunções hídricas para solos de Santa Catarina**. In: I Congresso de Iniciação Científica e Pós-

Graduação do Sul do Brasil, 2010, Florianópolis. Florianópolis SC: Universidade do Estado de Santa Catarina, 2010.

COSTA, A. et al. Pedotransfer functions to estimate retention and availability of water in soils of the State of Santa Catarina, Brazil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 37, n. 4, jul-ago, p. 889-910. 2013.

COSTA, A. **Retenção e disponibilidade de água em solos de Santa Catarina: Avaliação e geração de funções de pedotransferência**. 2012. Tese (Doutorado em Manejo do Solo) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2012.

COSTA, A. et al. Propriedades físicas do solo em sistemas de manejo do solo na integração agricultura pecuária. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n. 2, mar-abr, p. 235-244, 2009.

COSTA, A. et al. Atributos físicos do solo em diferentes rotações de Pinus taeda na Serra Catarinense. In: ' XVIII REUNIÃO BRASILEIRA DE MANEJO E CONSERVAÇÃO DO SOLO E DA ÁGUA, 2010. Teresina-PI: Anais da.., 2010.

CRUZ, C. D. **Programa Genes: Estatística experimental e matrizes.** Viçosa: UFV, 2006. 285 p.

DASHTAKI, G. S.; HOMAEE, M.; KHODAVERDILOO, H. Derivation and validation of pedotransfer functions for estimating soil water retention curve using a variety of soil data. **Soil Use and Management**, v. 26, n. 1, p. 68-74, mar. 2010.

DAY, P. R. Particle fractionation and particle-size analysis. In BLACK, C. A. et al. (ed.) **Methods of soil analysis**, Part 1. Agronomy, 1965. 9:545-567.

DECAGON. WP4c - Medidor de potencial da água utilizando ponto de orvalho. Disponível em: http://www.decagon.com.br/solos/phbancada/wp4c/>. Acessado em 06 abr. 2014.

EMBRAPA; EPAGRI. **VIII RCC Reunião Nacional De Correlação e Classificação De Solos (Santa Catarina).** EMBRAPA; EPAGRI. Santa Catarina. 2008.

EMBRAPA. **Solos do Estado de Santa Catarina**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2004. 745 p.

EMBRAPA. **Sistema Brasileiro de Classificação de Solos: 3ª aproximação.** Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 1988. 105 p.

EMBRAPA. Serviço Nacional de Levantamento e Classificação dos Solos. **Manual de métodos de análise de solo**. 2. ed rev. Rio de Janeiro: Embrapa solos, 2011. 230 p.

EMBRAPA. **Sistema brasileiro de classificação de solos**. 3. ed. Brasília: Embrapa Solos, 2013. 353 p.

ESPANHOL, G. L. **Controle de ervas e adubação orgânica em macieira: propriedades químicas e físicas do solo**. 2005. Dissertação (Mestrado em Manejo do Solo) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2005.

FERREIRA, E. R. N. C. **Química e Mineralogia de solos desenvolvidos de rochas alcalinas e ultrabásicas do Domo de Lages**. 2013. Tese (Doutorado em Ciência do Solo) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2013.

FERREIRA, E. J. **Abordagem genética para seleção de um conjunto reduzido de características para construção de ensembles de redes neurais: aplicação à língua eletrônica**.

2005. Dissertação (Mestrado). Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2005.

FIDALSKI, J.; TORMENA, C. A. Funções de pedotransferência para as curvas de retenção de água e de resistência do solo à penetração em sistemas de manejo com plantas de cobertura permanente em citros. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 37, n. 5, Out. 2007.

FREIRE, J. C.; SCARDUA, R. Curvas características de retenção de água de um Latossolo Roxo distrófico do município de Lavras, Minas Gerais. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v.2, n. 2, p. 95-98, Dez. 1978.

FREITAS JÚNIOR, E. & SILVA, E. M. Uso da centrífuga para a determinação da curva de retenção de água do solo, em uma única operação. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 19, n. 11, p. 1423-1428, nov. 1984.

GAISER, T.; GRAEF, F. & CORDEIRO, J. C. Water retention characteristics of soils with contrasting clay mineral composition in semi-arid tropical regions. **Australian Jounal Soil Research**, v. 38, n. 3, p. 523-526. 2000.

CRUZ, C. D. Programa Genes: Estatística experimental e matrizes. Viçosa: Editora UFV, 2006. 285 p.

GIAROLA, N. F. B.; SILVA, A. P.; IMHOFF, S. Relações entre propriedades físicas e características de solos da região sul do Brasil. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 26, n. 4, p. 885-893, jul/ago. 2002.

GLENDINING, M. J. et al. Pedotransfer functions for estimating total soil nitrogen up to the global scale. **European Journal of Soil Science**, v. 62, n. 2, p. 13–22, 2011

GROHMANN, F. Correlação entre superfície específica e outras propriedades de solos de São Paulo. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Campinas, v. 1, n. 1, p. 9-12, jun. 1977.

GUPTA, S. C.; LARSON, W. E. Estimating soil water retention characteristics from particle size distribution, organic matter content, and bulk density. **Water Resources Research**, v. 15, n. 6, p. 1633-1635, 1979.

HASTIE, T. J. Generalized additive models. In: CHAMBERS, J. M.; HASTIE, T. J. **Software, Statistical Models in S**. California: Wadsworth & Brooks/ Cole Advanced Books & Software, Pacific Grove, 1992.

HALL, M.; FRANK, E.; HOLMES, G.; PFAHRINGER, B.; REUTEMANN, P. & WITTEN, I.H**. The WEKA Data Mining Software: An Update**. 2009. (SIGKDD Explorations, 11)

HILLEL, D. **Fundamentals of Soil Physics**. New York: Academic Press, 1980. 413p.

HODNETT, M.G.; TOMASELLA, J. Marked differences between van Genuchten soil water-retention parameters for temperate and tropical soils: a new water-retention pedo-transfer functions developed for tropical soils. **Geoderma**, v. 108, n. 3-4, p. 155-180, Aug. 2002.

HOLLIS, J. M.; HANNAM, J.; BELLAMY, P. H. Empirically-derived pedotransfer functions for predicting bulk density in European soils. **European Journal of Soil Science**, v. 63, n. 1, p. 96-109, feb. 2012.

HOLTZ, R. D. & KOVACS, W. D. **An introduction to geotechnical engineering.** New Jersey: Prentice-Hall, 1981. 733p.

KLUTE, A. Water retention: Laboratory methods. In: KLUTE, A. **Methods of soil analysis.** Part 1. 2. ed. Madison: ASA and SSSA, 1986. p. 635-662.

KOEKKOK, E. J. W.; BOOLTINK, H. Neural network models to predict soil water retention. **European Journal of Soil Science**, v.50, p. 489–495, 1999.

LEGATES, D. R.; MCCABE, G. J. Evaluating the use of "goodness-of-fit" measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. **Water Resources Research**, v. 35, n. 1, p. 233-241, july. 1999.

LUNARDI NETO, A. et al. Atributos físicos do solo em área de mineração de carvão influenciados pela correção da acidez, adubação orgânica e revegetação. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 4, p. 1379-1388, ago. 2008.

MARTÍNEZ, E. M.; CUESTA, T. S.; CANCELA, J. J. The efficiency of different estimation methods of hydro-physical limits. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 36, n. 6, p. 1756-1768, dez. 2012.

MASUTTI, M. M. **Caracterização da água disponível a partir de parâmetros físico-hídricos em solos da zona da mata do Estado de Pernambuco**. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Recife, 1997.

McBRATNEY, A. B.; MINASNY, B.; CATTLE, S. R. & VERVOORT, R.W. From pedotransfer functions to soil inference systems. **Geoderma**, v. 109, n. 1-2, p. 41-73, sept. 2002.

MCBRATNEY, A.B.; MINASNY, B.; TRANTER, G. Necessary meta-data for pedotransfer functions. **Geoderma**. v. 160, n. 3-4, p. 627–629, jan. 2011.

MCKENZIE, N. J.; JACQUIER, D. W. Improving the field estimation of saturated hydraulic conductivity in soil survey. **Australian Journal of Soil Research,** v. 35, n. 4, p. 803-825, 1997.

MCQUEEN, I. S.; MILLER, R. F. Approximating soil moisture characteristics from limited data: Empirical evidence and tentative model. **Water Resources Research**, v. 10, n. 3, p. 521-527, june. 1974.

MEDEIROS, J. C. et al. Assessment of pedotransfer functions for estimating soil water retention curves for the amazon region. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v.38, n.3, 2014, p. 730-743. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-06832014000300005&lng=en&nrm=iso>. Acessado em 29 out. 2014.

MELLO, C. R. D. et al. Predição da porosidade drenável e disponibilidade de água para Cambissolos da microrregião Campos das Vertentes, MG. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, n. 9, p. 1319-1324, set. 2002.

MENDES, R. B. Predição da retenção de água em solos de Santa Catarina através de redes neurais artificiais. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) - Universidade do Estado de Santa Catarina. Lages, 2014.

MENG, T. P. et al. Models to predict water retention in semiarid sandy soil. **Soil Science Society of America Journal**, v. 51, n. 6, p. 1563-1565, nov.1987.

MERTZ, L. M. et al. **Atributos químicos e físicos do solo em pomares de macieira nos sistemas de produção orgânico e convencional**. In: ' XXVI Reunião Brasileira de Fertilidade do Solo e Nutrição de Plantas, 2004. Lages-SC: Anais da.., 2004.

MICHELON, C. J. et al. Funções de pedotransferência para estimativa da retenção de água em alguns solos do Rio Grande do Sul. **Ciência Rural**, Santa Maria, v. 40, n. 4, p. 848-853, abr. 2010.

MINASNY, B.; HARTEMINK, A. E. Predicting soil properties in the tropics. **Earth-Science Reviews**, v. 106, n. 1-2, p. 52-62, may. 2011.

MINASNY, B. **Efficient methods for predicting soil hydraulic properties**. 2006. Thesis (Doctoral) - The University of Sydney, Sydney, 2006.

MINASNY, B.; MCBRATNEY, A. B.; BRISTOW, K. L. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. **Geoderma**, v. 93, n. 3-4, p. 225- 253, dec. 1999.

MUALEM, Y. A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. **Water Resources Research**, 12: 513-522. 1976.

OLIVEIRA, L. B.; RIVEIRO, M. R.; JACOMINE, P. K. T.; RODRIGUES, J. J. V. & MARQUES, F. A. Funções de pedotransferência para predição da umidade retida a potenciais específicos em solos do estado de Pernambuco. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 26, n. 2, p.315-323, abr/jun. 2002.

PACHEPSKY, Y. A. & RAWLS, W. J. Accuracy and reliability of pedotransfer functions as affected by grouping

soils. **Soil Science Society of America Journal**, v. 63, n. 6, p.1748-1757, nov. 1999.

PACHEPSKY, Y. et al. Use of soil penetration resistance and group method of data handling to improve soil water retention estimates. **Soil and Tillage Research**, v. 49, n. 1-2, p. 117-126, nov. 1998.

PAES SOBRINHO, J. B. **Mineralogia da fração argila de solos das serras do leste catarinense**. 2005. Dissertação (Mestrado em Manejo do Solo) – Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2005.

PAZ, J. M.; RAMOS, C. Simulation of nitrate leaching for different nitrogen fertilization rates in a region of Valencia (Spain) using a GIS GLEAMS system. **Agriculture, Ecosystems & Environment**, v. 103, n. 1, p. 59-73, june. 2004.

PAZ, A. M., et al. Funções de pedo-transferência para a curva de retenção da água no solo. **Revista Ciências Agrárias**, 32: 337-343. 2009

PROCÓPIO, S. O. et al. Ponto de murcha permanente de soja, feijão e plantas daninhas. **Planta Daninha**, Viçosa, v.22, n. 1, p. 35-41, jan/mar. 2004.

RAMOS, M. L. G. et al. Effect of water stress on nodule physiology and biochemistry of a drought tolerant cultivar of common bean. **Annals Botany**, v. 83, p. 57-63. 1999.

RAWLS, W. J.; BRAKENSIEK, D. L.; SAXTON, K. E. Estimation of soil water properties. **Transactions of the American Society of Agricultural Engineers**, v. 25, p. 1316-1320, 1328. 1982.

RAWLS, W. J. et al. Effect of soil organic carbon on soil water retention. **Geoderma**, v. 116, n. 1-2, p. 61-76, sept. 2003.

RAWLS, W. J.; GISH, T. J.; BRAKENSIEK, D. L. Estimating soil water retention from soil physical properties and characteristics. **Advances in Soil Science**, v. 16, p. 213-234. 1991.

RAWLS, W. J. et al. Effect of soil organic carbon on soil water retention. **Geoderma**, v. 116, n. 1-2, p. 61-76, sept. 2003.

REICHERT, J. M. et al. **Hidrologia do solo, disponibilidade de água as plantas e zoneamento agroclimático**. Viçosa: Tópicos em Ciência do Solo, v. 7, p. 1-54, 2011.

REICHERT, J. M. et al. Estimation of water retention and availability for Rio Grande do Sul soils. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n. 6, p. 1547-1560, nov/dez. 2009.

REICHERT, J. M. et al. Mecânica do solo in: **Física do solo**. 1. ed. Viçosa: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2010.

REICHERT, J.M. et al. Estimation of water retention and availability for Rio Grande do Sul soils. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 33, n. 6, p. 1547-1560, nov/dez. 2009.

RICHARDS, L.A.; FIREMAN, M. Pressure-plate apparatus for measuring moisture sorption and transmission by soils. **Soil Science**, New Brunswick, v.56, p.395-404. 1943.

RICHARDS, L. Methods of measuring moisture tension. **Soil Science**, v. 58, n. 1, p. 95-112, july. 1949.

SANTANA, C. A. et al. Qualidade do solo e produtividade de Pinus taeda no Planalto Catarinanse. **Ciência Florestal,** Santa Maria, v. 20, n. 4, p. 629-640. 2010.

SANTOS, R. D. et al. **Manual de descrição e coleta de solo no campo**. 5. ed. Viçosa: SBCS, 2005. 100 p.

SAS INSTITUTE INC. SAS/STAT® 9.22 **User's Guide**. Cary, NC: SAS Institute Inc, 2010. 8445 p.

SAXTON, K. E.; RAWLS, W. J. Soil water characteristic estimates by texture and organic matter for hydrologic solutions. **Soil Science Society of America Journal**, v. 70, n. 5, p. 1569-1578, sept. 2006.

SAXTON, K. E. et al. Estimating generalized soil water characteristics from soil texture. **Soil Science Society of America Journal**, v. 50, n. 4, p. 1031-1036, july. 1986.

SCHABENBERGER, O. **Introducing the GLIMMIX Procedure for Generalized Linear Models**. SUGI 30. Cary, NC: SAS Institute, 2007.

SCHULTZ, D. P.; SCHULTZ, S. E. **História da psicologia moderna**. 16. ed. São Paulo: Cultrix, 1992. 439 p.

SILVA, L. **Caráter retrátil de Nitossolos e Latossolos do Sul do Brasil.** 2015. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo) - Universidade do Estado de Santa Catarina, Lages, 2015.

SILVA, L. B. et al. Solos subtropicais de altitude: atributos químicos, teor de matéria orgânica e resistência à oxidação química. **Ciência Rural**, v.38, n.4, p. 1167-1171, Ago. 2008.

SILVA, A. S. et al. Parâmetros de solo em função da umidade na capacidade de campo em área irrigáveis do trópico

semiárido Brasileiro. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 25, n. 1, p. 103-116, jan. 1990.

SILVA, A. P. et al. Funções de Pedotransferência para as curvas de retenção de água e de resistência do solo à penetração. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 1, p. 1-10, jan/fev. 2008.

SIMUNECK, J.; SEJNA, M.; GENUCHTEN, M.T. **The HYDRUS-2D software package for simulating the two-dimensional movement of water, heat and multiple solutes in variably-saturated media, version 2.0**. US Salinity Laboratory, US Department of Agriculture, Riverside, CA, 1999.

SOARES, F. C. et al. Redes neurais artificiais na estimativa da retenção de água do solo. **Ciência Rural**. v.44, n.2, pp. 293-300. 2014. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-84782014000200016&lng=en&nrm=iso>. ISSN 0103-8478. http://dx.doi.org/10.1590/S0103-84782014000200016. Acessado em: 25 jul. 2014.

SOLANO PERAZA, J.E. **Retenção de água e pedofunções para solos do Rio Grande do Sul**. 2003. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola) – Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2003.

SOUZA JUNIOR, I.G. de, et al. Contribuição dos constituintes da fração argila de solos subtropicais à área superficial específica e à capacidade de troca catiônica. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 31, n. 6, p. 1355-1365, nov/dez. 2007.

SUZUKI, L.E.A.S. et al. Estimativa da susceptibilidade à compactação e do suporte de carga do solo com base em

propriedades físicas de solos do Rio Grande do Sul. R. Bras. Ci. Solo, **Brasileira de Ciência do Solo**, Viçosa, v. 32, n. 3, p. 963-973, mai/jun. 2008.

TEDESCO, M.J.; GIANELLO, C.; BISSANI, C.A.; BOHEN, H. & VOLKWEISS, S.J. **Análise de solo, plantas e outros materiais.** Porto Alegre: Departamento de solos-UFRGS, 1995, p. 174.

TESKE, R; GIASSON, E.; BAGATINI, T. Comparação de esquemas de amostragem para treinamento de modelos preditores no mapeamento digital de classes de solos. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, vol.39, n.1, pp. 14-20. Available from: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-06832015000100014&lng=en&nrm=iso>. ISSN 0100-0683. http://dx.doi.org/10.1590/01000683rbcs20150344. 2015.

TIETJE, O.; TAPKENHINRICHS, M. Evaluation of pedo-transfer functions. **Soil Science Society of America Journal**, v. 57, n. 4, p. 1088-1095, jul/aug. 1993.

TOMASSELA, J.; HODNETT, M. Estimating soil water retention characteristics from limited data in Brazilian Amazonia. **Soil Science**, v. 163, p. 190-202, mar. 1998.

TOMASELLA, J. et al. Comparison of two techniques to develop pedotransfer functions for water retention. **Soil Science Society of America Journal**, v. 67, n. 4, p. 1085–1092. 2003.

TOMASSELA, J.; HODNETT, M. G.; ROSSATO, L. Pedotransfer functions for the estimation of soil water retention in Brazilian soils. **Soil Science Society of America Journal**, v. 64, n. 1, p. 327-338, jan. 2000.

USDA. **United States Department of Agriculture. Soil taxonomy: a basic system of soil classification for making and interpreting soil surveys**. Washington, 1975. 436 p.

VAN GENUCHTEN, M. T. 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, sept. 1980.

VEIHMEYER, F. J.; HENDRIKSON, A. H. The relation of soil moisture to cultivation and plant growth. **Proceedings of the 1st International Congress of Soil Science**, Washington, v. 3, n. 1, p. 498-513. 1927.

WEKA. Software Weka. Disponível em http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/index.html. Acessado em 25 mar. 2013.

WILLMOTT, C. J. On the validation of models. **Physical Geography**, v. 2, n. 2, p. 184-194. 1981.

WILLMOTT, C. J. On the evaluation of model performance in physical geography. In: GAILE, G. L.; WILLMOTT, C. J. **Spatial Statistics and Models**. Hingham, Mass.: D. Reidel, 1984. p. 443-460.

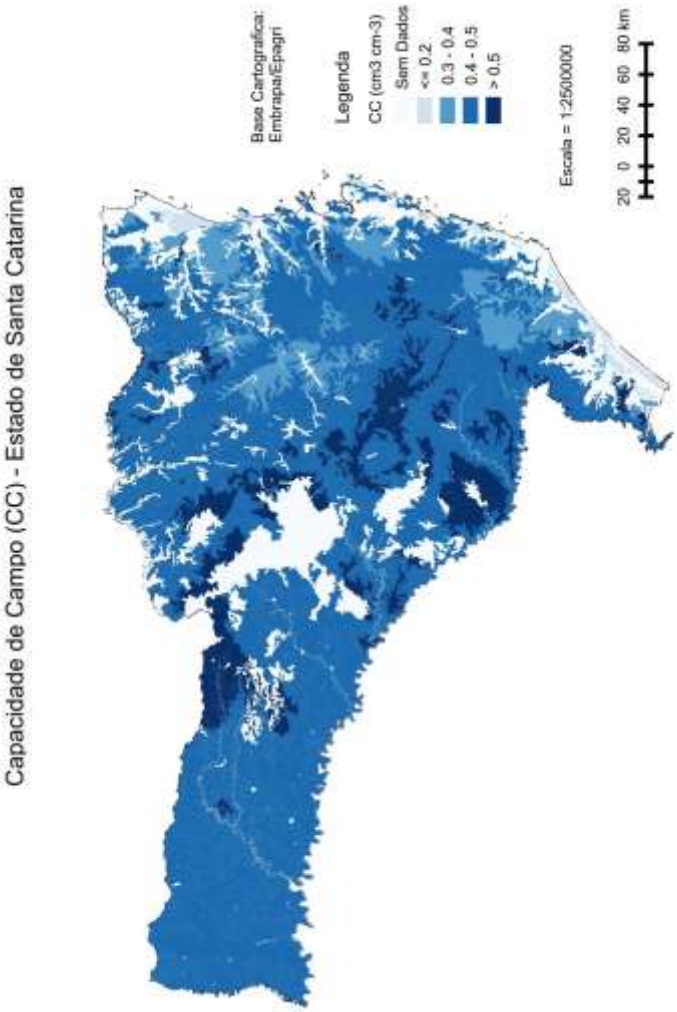
WÖSTEN, J. H. M. et al. Development and use of a database of hydraulic properties of European soils. **Geoderma**, v. 90, n. 3-4, p. 169-185, July. 1999.

WÖSTEN, J. H. M.; PACHEPSKY, Y. A.; RAWLS, W. J. Pedotransfer functions: bridging gap between available basic soil data and missing soil hydraulic characteristics. **Journal of Hydrology**, v. 251, p. 123–150, 2001.

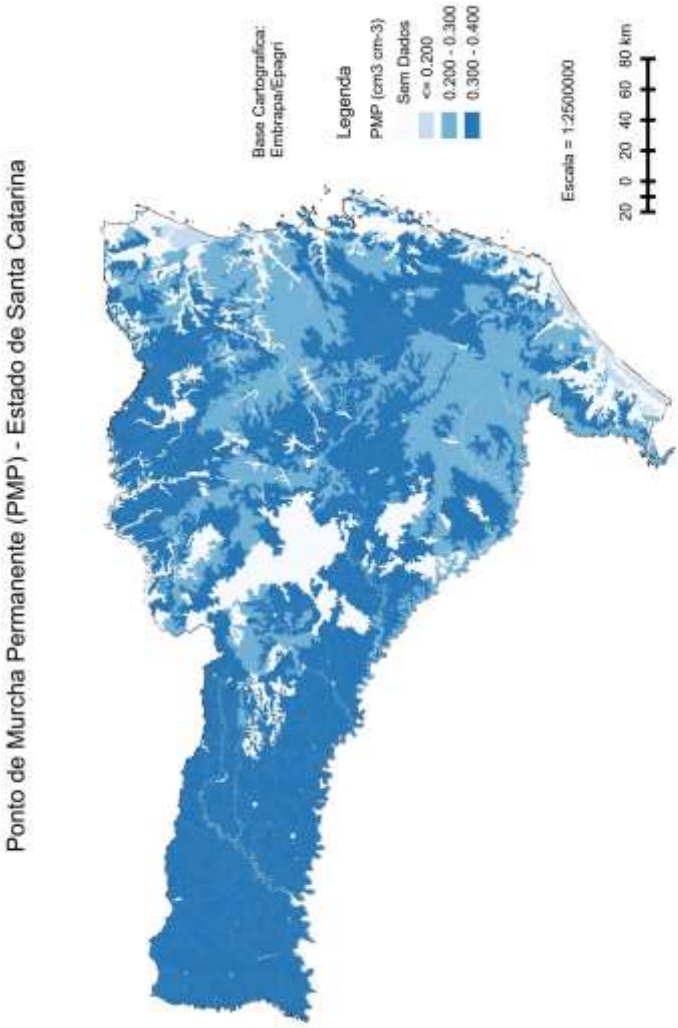
ZINN, Y.L., R. Lal, and D.V.S. Resck. 2005. Texture and organic carbon relation described by a profile pedotransfer function in Brazilian Cerrado soils. **Geoderma,** v. 127, n. 1-2, july. 168–173.

APÊNDICES

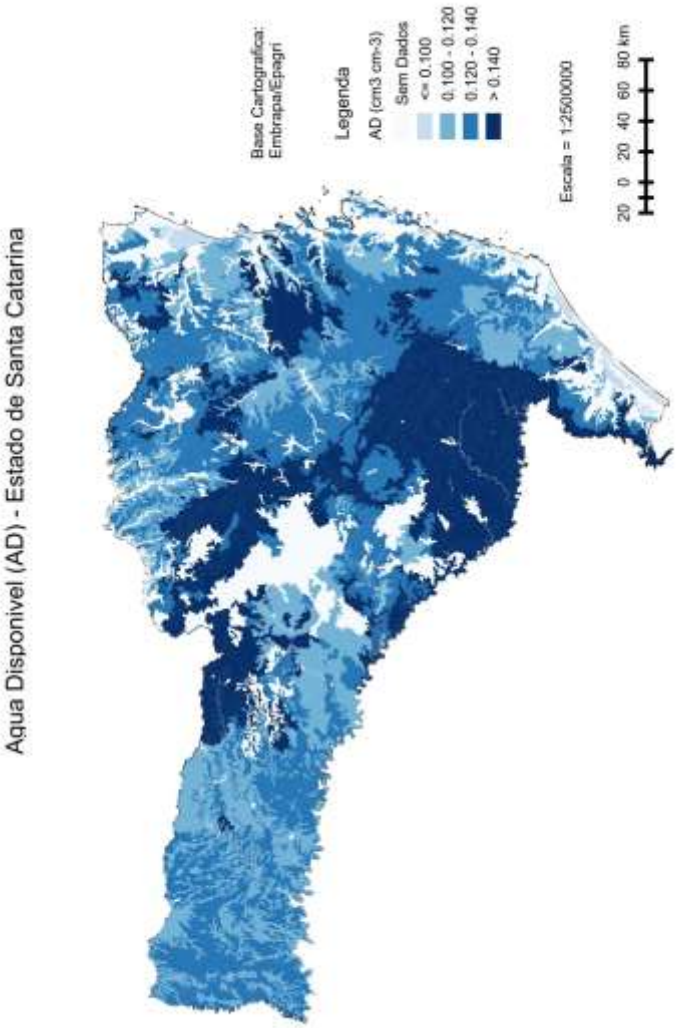
APÊNDICE A – Mapa da retenção de água no solo na capacidade de campo em função das classes taxonômicas para o Estado de Santa Catarina.



APÊNDICE B – Mapa da retenção de água no solo no ponto de murcha permanente em função das classes taxonômicas para o Estado de Santa Catarina.



APÊNDICE C – Mapa do conteúdo de água disponível no solo em função das classes taxonômicas para o Estado de Santa Catarina.



APÊNDICE D – Parâmetros das funções de pedotransferência pontuais para a capacidade de campo (CC), ponto de murcha permanente (PMP) e conteúdo de água disponível (AD), geradas conforme 8 modelos testados, para diferentes horizontes de solos do Estado de Santa Catarina.

Horiz.	Variá.	Intercepto	Parâm. 1	Parâm. 2	Parâm. 3	Parâm. 4	Parâm. 5	Parâm. 6
					Modelo 1			
A+B	CC	0.20091	0.00025*a[(1)]	0.00033*b	0.00142*c	.	.	.
	PMP	0.10249	0.00022*a	0.00037*b	.	.	.	.
	AD	0.09937	0.00006*a	-0.00004*b	0.00099*c	.	.	.
A	CC	0.1793	0.00029*a	0.00025*b	0.00240*c	.	.	.
	PMP	0.07977	0.00022*a	0.00028*b	0.00150*c	.	.	.
	AD	0.09929	0.00008*a	-0.00004*b	0.00089*c	.	.	.
B	CC	0.21424	0.00028*a	0.00035*b	.	.	.	.
	PMP	0.11148	0.00023*a	0.00038*b	.	.	.	.
	AD	0.10081	0.00004*a	-0.00003*b	0.00102*c	.	.	.
					Modelo 2			
A+B	CC	0.24325	0.00014*a	0.00022*b	0.19816*d	.	.	.
	PMP	0.16736	0.00017*a	0.00033*b	-0.00169*c	.	.	.
	AD	0.09696	-0.00008*b	0.00100*c	0.11342*d	.	.	.
A	CC	0.19141	0.00021*a	0.00017*b	0.30862*d	.	.	.
	PMP	0.11079	0.00016*a	0.00023*b	0.13919*d	.	.	.
	AD	0.08202	0.00004*a	-0.00007*b	0.00041*c	.	.	.
B	CC	0.27411	0.00017*a	0.00030*b	0.15183*d	.	.	.
	PMP	0.21698	0.00030*b	.	.	.	.	.
	AD	0.08476	0.00004*a	-0.00006*b	0.00079*c	0.08404*d	.	.
					Modelo 3			
A+B	CC	0.16569	0.00021*a	0.00022*b	0.00210*c	0.00069*e	.	.
	PMP	0.08736	0.00029*b	0.00147*c	0.00064*e	.	.	.
	AD	0.10636	0.00009*a	-0.00006*b	0.00089*c	.	.	.
A	CC	0.18178	0.00042*a	0.00017*b	0.00237*c	.	.	.
	PMP	0.0686	0.00033*a	0.00025*b	0.00150*c	.	.	.
	AD	0.1115	0.00009*a	-0.00007*b	0.00086*c	.	.	.
B	CC	0.13155	0.00047*a	0.00023*b	0.00080*e	.	.	.
	PMP	0.0462	0.00034*a	0.00029*b	0.00067*e	.	.	.
	AD	0.09021	0.00009*a	-0.00005*b	0.00175*c	.	.	.
					Modelo 4			
A+B	CC	-0.02162	1.01926*f	.	.	.	.	.
	PMP	-0.11069	-0.00128*c	1.01806*f	.	.	.	.
	AD	0.07665	-0.00008*b	0.00089*c	0.13216*f	.	.	.
A	CC	-0.01697	1.00563*f	.	.	.	.	.
	PMP	-0.06571	0.00011*b	0.72375*f	.	.	.	.
	AD	0.06	-0.00009*b	0.00040*c	0.21638*f	.	.	.
B	CC	-0.02494	1.02884*f	.	.	.	.	.
	PMP	-0.11796	1.01509*f	.	.	.	.	.
	AD	0.07494	-0.00007*b	0.00104*c	0.11436*f	.	.	.
					Modelo 5			
A+B	CC	0.53621	-0.00043*g	-0.00040*i	-0.00038*j	-0.00015*a	0.00150*c	.
	PMP	0.47277	-0.00039*g	-0.00047*i	-0.00042*j	-0.00022*a	.	.
	AD	0.06248	0.00004*j	0.00011*k	0.00009*a	0.00109*c	.	.
A	CC	0.42257	-0.00054*g	-0.00035*j	0.00252*c	.	.	.
	PMP	0.36877	-0.00045*g	-0.00029*g	-0.00034*j	-0.00013*a	0.00160*c	.
	AD	0.06264	0.00011*i	0.00021*k	0.00008*a	0.00102*c	.	.
B	CC	0.56883	-0.00074*g	0.00092*h	-0.00080*i	-0.00034*j	-0.00015*a	.
	PMP	0.48665	-0.00045*g	-0.00050*j	-0.00023*a	.	.	.
	AD	0.06811	0.00005*j	0.00007*a	0.00107*c	.	.	.
					Modelo 6			
A+B	CC	0.42313	-0.00057*g	-0.00027*h	-0.00121*c	0.26853*d	.	.
	PMP	0.43075	-0.00059*g	-0.00016*c	-0.00040*j	-0.00017*a	-0.00184*c	0.14118*d

	AD	0.01049	0.00023*i	0.00012*j	0.00010*a	0.00087*c	0.11507*d	
A	CC	0.35351	-0.00056*g	-0.00018*j	0.33302*d	.	.	.
	PMP	0.3482	-0.00055*g	-0.00048*j	-0.00010*a	0.13529*d	.	
	AD	0.0029	0.00019*i	0.00022*j	0.00009*a	0.00046*c	0.17375*d	.
B	CC	0.52628	-0.00061*g	-0.00029*j	-0.00025*k	-0.00012*a	0.09185*d	.
	PMP	0.51443	-0.00066*g	-0.00041*j	-0.00033*k	-0.00020*a	-0.00234*c	.
	AD	0.02577	0.00013*i	0.00010*j	0.00010*a	0.00087*c	0.08422*d	.
					Modelo 7			
A+B	CC	0.37786	-0.00032*g	-0.00040*i	-0.00021*j	0.00209*c	0.00071*e	.
	PMP	0.37299	-0.00039*g	-0.00052*i	-0.00032*j	-0.00025*a	0.00133*c	0.00061*e
	AD	0.05141	-0.00030*g	0.00071*h	0.00032*k	0.00108*c	0.00012*e	.
A	CC	0.40939	-0.00143*g	0.00183*h	-0.00042*j	0.00224*c	.	.
	PMP	0.33251	-0.00043*g	-0.00047*j	0.00154*c	.	.	.
	AD	0.03968	0.00047*k	0.00127*c	0.00025*e	.	.	.
B	CC	0.35756	-0.00059*h	-0.00082*i	0.00027*a	0.00079*e	.	.
	PMP	0.34561	-0.00076*h	-0.00102*i	0.00067*e	.	.	.
	AD	0.04862	-0.00059*g	0.00149*h	0.00019*k	0.00228*c	.	.
					Modelo 8			
A+B	CC	-0.02162	1.01926*f	.	.	.	.	.
	PMP	-0.11069	-0.00128*c	1.01806*f	.	.	.	.
	AD	0.0047	0.00012*i	0.00007*j	0.00011*k	0.00010*a	0.00093*c	0.10694*f
A	CC	-0.01697	1.00563*f	.	.	.	.	.
	PMP	-0.03728	-0.00018*i	-0.00025*k	-0.00080*c	0.85925*f	.	.
	AD	-0.00871	0.00015*i	0.00006*j	0.00018*k	0.00009*a	0.00064*c	0.16304*f
B	CC	-0.02494	1.02884*f	.	.	.	.	.
	PMP	-0.11796	1.01509*f	.	.	.	.	.
	AD	-0.0034	0.00010*g	0.00010*j	0.00010*a	0.00098*c	0.12260*f	.

(1) a: teor de silte (g kg^{-1}); b: teor de argila (g kg^{-1}); c: teor de carbono orgânico (g dm^{-3}); d: limite de plasticidade (g g^{-1}); e: área superficial específica (m^2 g^{-1}); f: microporosidade (cm^3 cm^{-3}); g: teor de areia muito grossa (g kg^{-1}); h: teor de areia grossa (g kg^{-1}); i: teor de areia média (g kg^{-1}); j: teor de areia fina (g kg^{-1}); k: teor de areia muito fina (g kg^{-1}).

APÊNDICE E – Coeficientes de determinação (R^2) de diferentes configurações de Rede Neural Artificial e parâmetros do algoritmo *backpropagation*, com três variáveis (teores de areia, silte e argila) de entrada para estimar a retenção de água à capacidade de campo, utilizando software WEKA.

Tx, Ap,	N° Mom,	Neurônios Tp, Trein,	5	6	7	8	10	20
0,01	0,01	1000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,05	1000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,1	1000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,2	1000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,3	1000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
0,05	0,01	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63
		1500	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,62	0,62	0,63	0,63
	0,05	1000	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63	0,63
		1500	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,62	0,63	0,63
	0,1	1000	0,62	0,62	0,63	0,62	0,63	0,63
		1500	0,63	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,62	0,63	0,63
	0,2	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63
		1500	0,63	0,62	0,63	0,62	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,3	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63
		1500	0,63	0,62	0,63	0,62	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
0,1	0,01	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,05	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63

		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,1	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63
		1500	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,2	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63
		1500	0,62	0,62	0,63	0,63	0,63	0,63
		2000	0,62	0,62	0,63	0,63	0,63	0,63
	0,3	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62
		1500	0,62	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63
		2000	0,62	0,62	0,62	0,63	0,63	0,63
0,2	0,01	1000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62
		1500	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62
		2000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62
	0,05	1000	0,61	0,61	0,62	0,62	0,62	0,62
		1500	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62
		2000	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62	0,62
	0,1	1000	0,61	0,61	0,62	0,62	0,62	0,61
		1500	0,61	0,61	0,62	0,62	0,62	0,62
		2000	0,61	0,61	0,62	0,62	0,62	0,62
	0,2	1000	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61
		1500	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61
		2000	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61	0,61
	0,3	1000	0,60	0,60	0,60	0,61	0,60	0,60
		1500	0,60	0,60	0,60	0,60	0,60	0,60
		2000	0,60	0,60	0,60	0,60	0,60	0,60

APÊNDICE F – Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) de diferentes configurações de Rede Neural Artificial e parâmetros do algoritmo *backpropagation*, com três variáveis (teores de areia, silte e argila) de entrada para estimar a retenção de água à capacidade de campo, utilizando software WEKA.

Tx, Ap,	N° Mom,	Neurônios Tp, Trein,	5	6	7	8	10	20
0,01	0,01	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,05	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,1	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,2	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,3	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
0,05	0,01	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,05	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,1	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,2	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,3	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
0,1	0,01	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,05	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06

		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,1	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,2	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,3	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
0,2	0,01	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,05	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,1	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,2	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
	0,3	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
		2000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06

APÊNDICE G – Coeficientes de determinação (R^2) de diferentes configurações de Rede Neural Artificial e parâmetros do algoritmo *backpropagation*, com quatro variáveis (teores de areia, silte, argila e carbono orgânico) de entrada para estimar a retenção de água à capacidade de campo, utilizando software WEKA.

Tx, Ap,	N° Mom,	Neurônios Tp, Trein,	5	6	7	8	10	20
0,01	0,01	1000	0,71	0,71	0,71	0,71	0,70	0,70
		1500	0,71	0,72	0,71	0,71	0,71	0,71
		2000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,71
	0,05	1000	0,71	0,71	0,71	0,71	0,70	0,70
		1500	0,72	0,72	0,71	0,72	0,71	0,71
		2000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
	0,1	1000	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,70
		1500	0,72	0,72	0,71	0,72	0,71	0,71
		2000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
	0,2	1000	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71
		1500	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,71
		2000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
	0,3	1000	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71	0,71
		1500	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,71
		2000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
0,05	0,01	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73
		2000	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
	0,05	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73
		2000	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
	0,1	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73
		2000	0,72	0,73	0,73	0,73	0,74	0,73
	0,2	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,72	0,72	0,73	0,73	0,73
		2000	0,72	0,73	0,73	0,73	0,74	0,73
	0,3	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73
		2000	0,72	0,72	0,73	0,73	0,74	0,73
0,1	0,01	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,73
		1500	0,72	0,73	0,72	0,73	0,73	0,73
		2000	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
	0,05	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,73	0,72	0,73	0,73	0,73

		2000	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
	0,1	1000	0,72	0,72	0,71	0,72	0,72	0,72
		1500	0,73	0,73	0,72	0,73	0,73	0,73
		2000	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
	0,2	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
		2000	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
	0,3	1000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
		2000	0,72	0,73	0,73	0,73	0,73	0,73
0,2	0,01	1000	0,71	0,72	0,72	0,72	0,72	0,72
		1500	0,71	0,72	0,72	0,72	0,73	0,72
		2000	0,72	0,72	0,72	0,72	0,73	0,72
	0,05	1000	0,71	0,72	0,72	0,72	0,72	0,71
		1500	0,71	0,72	0,72	0,72	0,73	0,72
		2000	0,71	0,72	0,72	0,72	0,73	0,72
	0,1	1000	0,71	0,71	0,71	0,71	0,72	0,71
		1500	0,71	0,72	0,72	0,72	0,72	0,71
		2000	0,71	0,72	0,72	0,72	0,73	0,72
	0,2	1000	0,70	0,71	0,71	0,71	0,72	0,71
		1500	0,70	0,71	0,71	0,71	0,72	0,71
		2000	0,70	0,71	0,71	0,71	0,73	0,71
	0,3	1000	0,70	0,70	0,70	0,70	0,71	0,70
		1500	0,70	0,70	0,70	0,70	0,72	0,71
		2000	0,70	0,70	0,70	0,71	0,72	0,71

APÊNDICE H – Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) de diferentes configurações de Rede Neural Artificial e parâmetros do algoritmo *backpropagation*, com quatro variáveis (teores de areia, silte, argila e carbono orgânico) de entrada para estimar a retenção de água à capacidade de campo, utilizando software WEKA.

Tx, Ap,	N° Mom,	Neurônios Tp, Trein,	5	6	7	8	10	20
0,01	0,01	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,06
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,05	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,06
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,1	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,2	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,3	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
0,05	0,01	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,05	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,1	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,2	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,3	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
0,1	0,01	1000	0,05	0,05	0,05	0,06	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,05	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05

		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,1	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,2	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,3	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
0,2	0,01	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,05	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,1	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,2	1000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05
	0,3	1000	0,06	0,06	0,06	0,06	0,05	0,06
		1500	0,06	0,06	0,06	0,06	0,05	0,05
		2000	0,06	0,06	0,06	0,05	0,05	0,05

APÊNDICE I – Coeficientes de determinação (R^2) de diferentes configurações de Rede Neural Artificial e parâmetros do algoritmo *backpropagation*, com oito variáveis (teores de areia, silte, argila, carbono orgânico, porosidade total, densidade do solo, densidade de partículas e limite de plasticidade) de entrada para estimar a retenção de água à capacidade de campo, utilizando software WEKA.

Tx, Ap,	N° Mom,	Neurônios Tp, Trein,	5	6	7	8	10	20
0,01	0,01	1000	0,79	0,83	0,79	0,79	0,78	0,78
		1500	0,79	0,84	0,80	0,80	0,79	0,79
		2000	0,80	0,84	0,81	0,81	0,80	0,80
	0,05	1000	0,79	0,83	0,79	0,79	0,78	0,79
		1500	0,79	0,84	0,80	0,80	0,79	0,79
		2000	0,80	0,85	0,81	0,81	0,80	0,80
	0,1	1000	0,79	0,83	0,79	0,79	0,78	0,79
		1500	0,79	0,84	0,80	0,80	0,79	0,79
		2000	0,80	0,85	0,81	0,81	0,80	0,80
	0,2	1000	0,79	0,84	0,79	0,79	0,79	0,79
		1500	0,79	0,83	0,80	0,80	0,80	0,80
		2000	0,80	0,86	0,81	0,81	0,80	0,81
	0,3	1000	0,79	0,84	0,79	0,80	0,79	0,79
		1500	0,80	0,85	0,81	0,81	0,80	0,80
		2000	0,81	0,85	0,82	0,82	0,81	0,81
0,05	0,01	1000	0,83	0,83	0,83	0,83	0,83	0,83
		1500	0,84	0,84	0,84	0,84	0,85	0,85
		2000	0,84	0,84	0,84	0,85	0,86	0,86
	0,05	1000	0,83	0,83	0,83	0,83	0,84	0,83
		1500	0,84	0,84	0,84	0,84	0,85	0,85
		2000	0,84	0,85	0,84	0,85	0,86	0,86
	0,1	1000	0,83	0,83	0,83	0,83	0,84	0,83
		1500	0,84	0,84	0,84	0,84	0,85	0,85
		2000	0,84	0,85	0,84	0,85	0,86	0,86
	0,2	1000	0,83	0,84	0,83	0,84	0,84	0,84
		1500	0,84	0,85	0,84	0,84	0,85	0,85
		2000	0,84	0,86	0,85	0,85	0,86	0,86
	0,3	1000	0,83	0,84	0,83	0,84	0,84	0,84
		1500	0,84	0,85	0,85	0,86	0,85	0,86
		2000	0,85	0,85	0,85	0,86	0,86	0,86
0,1	0,01	1000	0,82	0,84	0,84	0,84	0,85	0,85
		1500	0,83	0,85	0,84	0,85	0,86	0,85
		2000	0,83	0,86	0,85	0,85	0,86	0,86
	0,05	1000	0,82	0,85	0,84	0,84	0,85	0,85

		1500	0,83	0,85	0,84	0,84	0,86	0,85
		2000	0,83	0,86	0,85	0,85	0,86	0,86
	0,1	1000	0,82	0,84	0,84	0,84	0,85	0,85
		1500	0,82	0,84	0,85	0,84	0,85	0,86
		2000	0,83	0,85	0,85	0,84	0,86	0,85
	0,2	1000	0,83	0,83	0,84	0,84	0,84	0,85
		1500	0,83	0,84	0,85	0,85	0,85	0,85
		2000	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,85
	0,3	1000	0,83	0,84	0,84	0,84	0,84	0,85
		1500	0,83	0,84	0,85	0,85	0,85	0,85
		2000	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,85
0,2	0,01	1000	0,79	0,84	0,85	0,84	0,86	0,85
		1500	0,80	0,84	0,84	0,84	0,86	0,85
		2000	0,80	0,84	0,84	0,85	0,87	0,85
	0,05	1000	0,82	0,84	0,85	0,84	0,86	0,85
		1500	0,82	0,84	0,83	0,84	0,86	0,85
		2000	0,82	0,84	0,83	0,85	0,87	0,85
	0,1	1000	0,82	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85
		1500	0,82	0,84	0,83	0,84	0,86	0,86
		2000	0,82	0,84	0,82	0,85	0,87	0,86
	0,2	1000	0,81	0,82	0,83	0,84	0,85	0,85
		1500	0,81	0,83	0,83	0,84	0,86	0,85
		2000	0,82	0,83	0,83	0,84	0,86	0,84
	0,3	1000	0,80	0,83	0,83	0,83	0,85	0,85
		1500	0,80	0,83	0,84	0,84	0,86	0,85
		2000	0,80	0,83	0,84	0,84	0,86	0,85

APÊNDICE J – Raiz do erro médio ao quadrado (REQM) de diferentes configurações de Rede Neural Artificial e parâmetros do algoritmo *backpropagation*, com oito variáveis (teores de areia, silte, argila, carbono orgânico, porosidade total, densidade do solo, densidade de partículas e limite de plasticidade) de entrada para estimar a retenção de água à capacidade de campo, utilizando software WEKA.

	N°	Neurônios	5	6	7	8	10	20
Tx, Ap,	Mom,	Tp, Trein,						
0,01	0,01	1000	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,05	0,05
	0,05	1000	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,05	0,05
	0,1	1000	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		2000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,05	0,04
	0,2	1000	0,05	0,04	0,05	0,05	0,04	0,05
		1500	0,05	0,04	0,05	0,04	0,05	0,05
		2000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,3	1000	0,05	0,04	0,05	0,05	0,05	0,05
		1500	0,05	0,04	0,04	0,04	0,05	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
0,05	0,01	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,05	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,1	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,2	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,3	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
0,1	0,01	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,05	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04

		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,1	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,2	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,3	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
0,2	0,01	1000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,05	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,1	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,2	1000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
	0,3	1000	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		1500	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
		2000	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04

APÊNDICE K - Coeficientes de determinação (R^2) e raiz do erro médio ao quadrado (REQM) de Rede Neural Artificial com seis neurônios na camada oculta e tempo de treinamento de 2000, com diferentes parâmetros do algoritmo backpropagation, com três (teores de areia, silte e argila), quatro (teores de areia, silte, argila e carbono orgânico) e oito variáveis (teores de areia, silte, argila, carbono orgânico, porosidade total, densidade do solo, densidade de partículas e limite de plasticidade) de entrada para estimar a retenção de água no ponto de murcha permanente (PMP) e água disponível (AD), utilizando software WEKA.

Entrada	Taxa aprendizagem	Momentum	PMP		AD	
			R^2	REQM	R^2	REQM
3	0,1	0,3	0,64	0,06	0,72	0,03
3	0,1	0,2	0,64	0,06	0,72	0,03
3	0,1	0,1	0,64	0,06	0,73	0,03
3	0,05	0,3	0,64	0,06	0,74	0,03
3	0,05	0,2	0,64	0,06	0,74	0,03
3	0,05	0,1	0,65	0,06	0,74	0,03
3	0,01	0,3	0,65	0,06	0,74	0,03
3	0,01	0,2	0,64	0,06	0,74	0,03
3	0,01	0,1	0,64	0,06	0,74	0,03
4	0,1	0,3	0,72	0,05	0,77	0,03
4	0,1	0,2	0,71	0,05	0,77	0,03
4	0,1	0,1	0,72	0,05	0,77	0,03
4	0,05	0,3	0,72	0,05	0,79	0,03
4	0,05	0,2	0,73	0,05	0,79	0,03
4	0,05	0,1	0,73	0,05	0,79	0,03
4	0,01	0,3	0,71	0,05	0,80	0,03
4	0,01	0,2	0,71	0,05	0,80	0,03
4	0,01	0,1	0,71	0,05	0,80	0,02
8	0,1	0,3	0,85	0,04	0,83	0,02
8	0,1	0,2	0,86	0,04	0,84	0,02
8	0,1	0,1	0,85	0,04	0,84	0,02
8	0,05	0,3	0,85	0,04	0,84	0,02
8	0,05	0,2	0,85	0,04	0,84	0,02
8	0,05	0,1	0,85	0,04	0,84	0,02
8	0,01	0,3	0,82	0,04	0,84	0,02
8	0,01	0,2	0,81	0,04	0,84	0,02
8	0,01	0,1	0,81	0,04	0,84	0,02

ANEXOS