



## Caracterização e estatística descritiva de amostras de solo da bacia hidrográfica do rio Marombas (SC)<sup>(1)</sup>

**Walquíria Chaves da Silva<sup>(2)</sup>; Alexandre ten Caten<sup>(3)</sup>; José Lucas Safanelli<sup>(4)</sup>; Bruno Fellipe Bottega Boesing<sup>(5)</sup>; Luiza Mantiça Kreimeier<sup>(6)</sup>.**

<sup>(1)</sup> Trabalho executado com recursos Universal FAPESC nº2012000094 e auxílio CNPq nº406903/2013-1; <sup>(2)</sup> Estudante de Agronomia (Bolsista IC CNPq); Universidade Federal de Santa Catarina campus Curitibanos (UFSC Curitibanos); E-mail: walquiria.chs@gmail.com; <sup>(3)</sup> Professor; UFSC Curitibanos; E-mail: tencaten@gmail.com; <sup>(4)</sup> Estudante de Agronomia (Bolsista PIBIC); UFSC Curitibanos; E-mail: zecojs@gmail.com; <sup>(5)</sup> Estudante de Agronomia (Bolsista PIBIT); UFSC Curitibanos; E-mail: brunofellipebb@gmail.com; <sup>(6)</sup> Estudante de Agronomia; UFSC Curitibanos; E-mail: luizamantica@gmail.com.

**RESUMO:** Existe uma demanda crescente por informações sobre a distribuição espacial do solo em escalas mais detalhadas. Este estudo objetivou gerar informações descritivas de um conjunto de amostras de solo. Foram coletadas 249 amostras de horizontes de diferentes perfis de solos desenvolvidos de basalto na bacia hidrográfica do Rio Marombas, localizada na mesorregião Serrana do Estado de Santa Catarina. Os atributos do solo foram determinados conforme metodologia da Embrapa. Os atributos areia, silte, argila e matéria orgânica (MO) foram submetidos a estatística descritiva, posteriormente efetuou-se o teste de normalidade nos valores dos atributos e nos resíduos. A fim de encontrar o modelo de transformação adequado para normalizar os dados aplicou-se a transformação Box-Cox. Todos os procedimentos foram realizados na linguagem R. Entre os resultados encontrados podemos destacar que a transformação Box-Cox auxiliou a determinar a transformação necessária aos dados de MO sendo que deve ser do tipo Raiz Quadrada.

**Termos de indexação:** granulometria, matéria orgânica, transformação Box-Cox.

### INTRODUÇÃO

O desenvolvimento sustentável da humanidade tem a sua frente grandes desafios ambientais, a saber: segurança alimentar, segurança hídrica, segurança energética, mitigação da mudança climática, proteção da biodiversidade e viabilização dos serviços ambientais. O solo tem papel fundamental em meio a todos esses desafios. Contudo, até o momento os modelos têm incorporado a informação sobre o recurso natural solo de forma muito limitada. Além disso, a degradação do solo e a diminuição da sua capacidade em exercer suas funções nos ecossistemas podem ter impactos irreversíveis em todos esses desafios listados (McBratney et al., 2014). Logo, para garantir a Segurança do Solo é fundamental que seja produzida informação sobre

esse recurso natural em escalas cada vez mais detalhadas.

O interesse dos pesquisadores por informações espaciais do solo provém da demanda por indicadores da sustentabilidade da terra frente aos diferentes usos, a fim de assegurar a produção e sustentabilidade (Hartemink & McBratney, 2008). Para isso, as informações sobre o recurso natural solo devem ser disponibilizadas em quantidade e qualidade conciliáveis com essas demandas. Entretanto, predominam no país mapeamentos em pequenas escalas, muito generalistas para a tomada de decisão em nível municipal, de bacia hidrográfica, ou até mesmo, em propriedades rurais (Dalmolin et al., 2004).

As informações mais amplamente reconhecidas e disponíveis sobre os solos do Estado de Santa Catarina (SC) estão contidas no (i) Levantamento de Reconhecimento dos Solos do Estado de Santa Catarina; (ii) no Atlas de Santa Catarina; (iii) no Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento nº. 46; (iv) no Levantamento de Recursos Naturais efetuado pelo Projeto Radambrasil. Apesar de importantes, esses estudos disponibilizam informações abrangentes dificultando a delimitação mais detalhada e precisa das classes de solos presentes no Estado de Santa Catarina.

Nos últimos anos a abordagem do Mapeamento Digital de Solos (MDS) expandiu-se significativamente devido aos avanços de informações e tecnologias de sensoriamento proximal, computação, estatística, sistemas de posicionamento global e sistemas de medição. O MDS apresenta como principal aplicação a predição, por meio de equações matemáticas, de classes e propriedades de solos (Viscarra Rossel & Behrens, 2010). Neste contexto, ainda pode ser verificado que novas tecnologias, abordagens e metodologias vêm emergindo como forma de gerar dados espaciais em solos. O Sensoriamento Proximal do Solo (SPS), por exemplo, reúne uma série de técnicas promissoras para a coleta de dados sobre o solo. Em todos estes métodos, a amostragem e o conhecimento

detalhado do solo é fundamental (Ben-Dor et al., 2009).

Os objetivos deste estudo foram (i) gerar informações descritivas de um conjunto de 249 amostras realizadas na bacia hidrográfica do rio Marombas (SC), e (ii) relacionar com o conhecimento existente sobre os solos da região de coleta.

## MATERIAL E MÉTODOS

### Área de estudo

A área de estudo está localizada na bacia hidrográfica do Rio Marombas, localizada na mesorregião Serrana do Estado de Santa Catarina. O clima da região é Cfb – Temperado (mesotérmico úmido e verão ameno) segundo a classificação de Köppen (Alvares et al., 2013).

Na área foram amostrados 44 perfis de solo denominados de perfis MDS. A coleta das amostras de solo foi realizada em 6 profundidades, a saber: 0-5, 5-15, 15-30, 30-60, 60-100 e 100-200 cm, exceto em locais de solos rasos. No total foram amostradas 249 camadas do solo. Essa metodologia de amostragem seguiu o que é preconizado pelo consórcio <GlobalSoilMap.net>.

### Análises laboratoriais

Os atributos do solo foram determinados pela análise de solo tradicional. A composição granulométrica para determinar as frações areia, silte e argila das amostras de solo foi realizada conforme as recomendações da Embrapa (1997). Para o teor de matéria orgânica (MO) foi realizado a determinação do teor de carbono orgânico total pelo método Mébius no bloco de digestão. Considerando que a MO possui 58% de carbono orgânico, o valor de MO foi calculado multiplicando-se 1,724 pelo valor de carbono encontrado.

### Análise estatística

Inicialmente os dados foram analisados por meio de técnicas estatísticas. Os atributos estudados foram analisados por meio das medidas de posição e dispersão. Esta análise foi complementada pela análise gráfica, dentro da qual se buscou avaliar a distribuição dos dados. Para testar a normalidade dos dados efetuou-se o teste de Normalidade de Shapiro-Wilk (S-W), sendo realizado com grau de confiança de 95% (nível de significância ( $\alpha$ ) de 5%).

Posteriormente, procedeu-se com a análise de resíduos, efetuando-se o teste de normalidade nos resíduos. Os resultados foram analisados por meio da análise gráfica dos resíduos. Utilizou-se a transformação Box-Cox (Box & Cox, 1964) para o conjunto de dados MO, a fim de encontrar o modelo

de transformação adequado com vistas a normalizar os resíduos.

Todos os procedimentos foram executados na linguagem R (R DEVELOPMENT CORE TEAM, 2013), para isso foram utilizados os pacotes: (i) data.table; (ii) MASS; (iii) moments; (iv) car; (v) lmtree; (vi) ggplot2; (vii) graphics; (viii) lattice; (ix) fBasics.

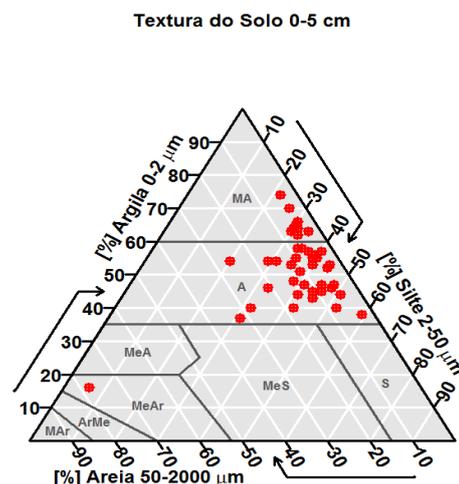
### Classificação textural

Uma vez conhecidas as proporções relativas das frações areia, silte e argila procedeu-se a classificação textural dos solos amostrados através do diagrama de triângulo textural. Os valores obtidos a partir da determinação dos percentuais das diferentes frações na análise granulométrica foram plotados no triângulo textural confeccionado em linguagem R. Para isso, foi utilizando o pacote “soiltexture” o qual permite produzir triângulos texturais, a fim de determinar a classe textural das amostras de solo amostradas.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

### Classificação textural

Foi possível identificar as classes texturais das amostras de solo nas profundidades 0-5 cm (**figura 1**) e 100-200 cm (**figura 2**).

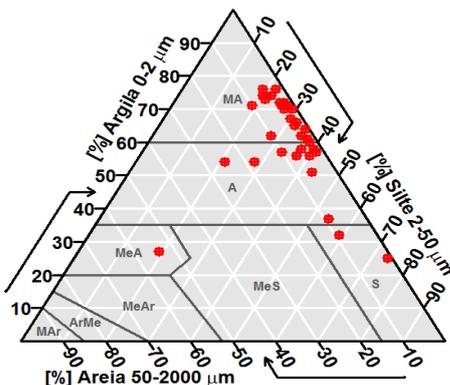


**Figura 1** – Triângulo textural baseado no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS). Classes texturais: MA – Muito Argiloso; A – Argiloso; MeA – Médio Argiloso; MeS – Médio Siltoso; S – Siltoso; MeAr – Médio Arenoso; ArMe – Arenoso Médio; MAr – Muito Arenoso.

Observa-se que nas amostras em maior profundidade ocorre um aumento dos teores de argila, indicando a possível migração em

profundidade das argilas como pode ser observado no triângulo de 100-200 cm (**figura 2**).

Textura do Solo 100-200 cm



**Figura 2** – Triângulo textural baseado no Sistema Brasileiro de Classificação de Solos (SiBCS). Classes texturais: MA – Muito Argiloso; A – Argiloso; MeA – Médio Argiloso; MeS – Médio Siltoso; S – Siltoso; MeAr – Médio Arenoso; ArMe – Arenoso Médio; MAR – Muito Arenoso.

A textura dos solos amostrados basicamente enquadram-se nas classes MA (Muito Argiloso) e A (Argiloso). O mesmo pode ser observado através da análise descritiva dos dados, onde verificou-se que a média do teor de argila foi de 560,77 g kg<sup>-1</sup>, caracterizando um solo muito argiloso. A caracterização desse atributo tem grande importância no comportamento e utilização agrícola do solo, assumindo ainda maior destaque pelo fato de ser uma característica permanente (Ker et al., 2012).

### Análise estatística

Os atributos analisados são considerados variáveis do tipo quantitativas e contínuas. Na **tabela 1** encontram-se os parâmetros da estatística descritiva das amostras de solo.

Ao verificar o desempenho estatístico desses dados através da análise descritiva, observa-se que, o valor do desvio padrão (DP) e o valor do coeficiente de variação (CV) para cada atributo segue uma tendência. O valor do DP para a areia foi de 112,94 g kg<sup>-1</sup>. Já o valor do CV para esse mesmo atributo foi de 125,12%. Essa alta variação dos dados em relação à média deve-se ao fato de que no conjunto de solos amostrados, um dos locais ter solos formados em material de origem do arenito Botucatu.

Para a MO o valor do desvio padrão foi de 1,74% e o valor do CV de 49,57% também é considerado

elevado. Em regiões mais frias, onde a decomposição ocorre mais lentamente, os níveis naturais de MO podem ser bastante altos, conforme verificado na área amostrada. A MO exerce um papel fundamental na química do solo. Além disso, faz parte do equilíbrio do ciclo do carbono do Planeta e, recentemente, tem atraído grande interesse devido ao fenômeno do aquecimento global e à perspectiva de se utilizar o solo como reservatório do carbono liberado à atmosfera (CO<sub>2</sub>) pela atividade humana (Meurer, 2012).

Após a avaliação das informações da análise descritiva, entre os atributos analisados, pode-se considerar que os atributos areia e MO apresentam dados mais dispersos em relação à média.

**Tabela 1** – Análise descritiva dos atributos do solo nas 249 amostras.

Atributo	Mínimo	Média	Máximo	D.P. <sup>3</sup>	C.V. <sup>4</sup>
Areia <sup>1</sup>	10,00	90,27	775,01	112,94	125,12
Silte <sup>1</sup>	68,38	348,96	779,91	99,77	28,59
Argila <sup>1</sup>	156,61	560,77	784,79	121,33	21,64
MO <sup>2</sup> (%)	0,03	3,51	8,32	1,74	49,57

<sup>1</sup>Atributos em g kg<sup>-1</sup>; <sup>2</sup>Matéria Orgânica; <sup>3</sup>Desvio Padrão; <sup>4</sup>Coefficiente de Variação.

A análise dos atributos do solo pela linguagem R possibilitou gerar os valores apresentados na **tabela 2**. Um baixo valor de Significância (Sig. ou p-value < 0,05) indica que a distribuição dos dados difere significativamente de uma distribuição normal. Dessa forma, pode-se admitir que os conjuntos de dados areia, argila e MO não apresentaram distribuição normal, pois a significância obtida é menor do que 0,05 (**Tabela 2**).

**Tabela 2** – Teste de normalidade Shapiro-Wilk aplicado aos atributos estudados e aos resíduos.

Parâmetro S-W	Atributos	Resíduos
Atributo	Sig. (p-value)	Sig. (p-value)
Areia	2,2 x 10 <sup>-16</sup> *	0,344**
Silte	0,187**	0,111**
Argila	0,026*	0,119**
MO	0,005*	0,019*

\*Sig. < 0,05 → Rejeita-se H<sub>0</sub>; \*\* Sig. > 0,05 → Não se rejeita H<sub>0</sub>

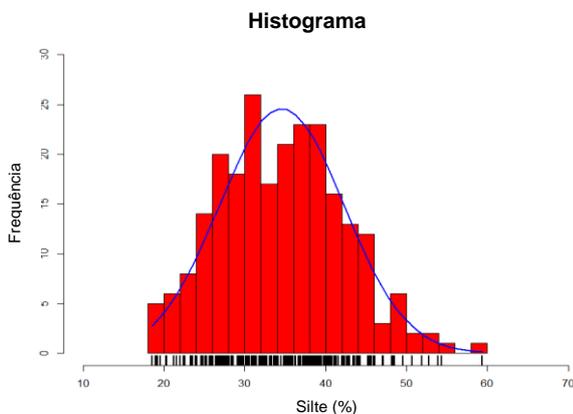
O conjunto de dados referente ao teor de silte tem valor de curtose próximo de 3 (3,24), indicando achatamento aproximado ao da distribuição normal; e assimetria de 0,96, indicando variação de simetria à direita, conforme pode ser observado na **figura 3**.

Apesar da assimetria dos dados, observa-se na **tabela 2** que para o teste S-W não se rejeita a hipótese de normalidade H<sub>0</sub> (Sig. igual a 0,187 > 0,05) dessa forma, considera-se normais os valores do conjunto de dados silte.

Com o teste de normalidade aplicado aos resíduos foi possível observar que a MO apresenta p-value < 0,05, ou seja, os resíduos do conjunto de



dados da MO não são normais, entretanto os valores dos resíduos dos atributos areia, silte e argila são normais, conforme demonstrado pelo teste de S-W (**Tabela 2**). Assim, é importante realizar o teste de normalidade dos resíduos e não apenas dos valores dos atributos. Além dos testes de significância e adequação, a análise de resíduos vem completar o elenco de procedimentos que devem ser realizados após o ajuste de qualquer modelo (Charnet et al., 2008).



**Figura 3** – Histograma do atributo silte.

Por meio da análise dos resíduos foi possível analisar graficamente que os resíduos em função dos valores da MO, apresentaram disposição aleatória, entretanto, pode-se observar um certo padrão dos dados, iniciando a esquerda dos pontos. A faixa de variação dos resíduos ao longo dos valores de MO aparentemente não é constante.

Assim, após a análise dos resíduos, o conjunto de dados MO apresentaram uma distribuição anormal. Aplicando a transformação Box-Cox obteve-se o valor de Lambda para a transformação da MO, conforme a **tabela 3** foi possível normalizar os dados.

**Tabela 3** – Testes de normalidade de S-W.

Atributo	Dados normais	Dados transformados	
	Sig. (p-value)	Sig. (p-value)	$\lambda$
MO	0,005	0,054	0,50

$\lambda$  - Lambda.

A transformação Box-Cox permitiu visualizar que a melhor transformação a ser aplicada é a Raiz Quadrada, posteriormente realizada na linguagem R.

## CONCLUSÕES

A caracterização de importantes atributos, como análise granulométrica e matéria orgânica do solo

por meio da técnica estatística descritiva, com o auxílio da linguagem de programação R, mostrou-se eficiente para descrever e sumarizar o conjunto de dados estudados. Além de ter permitido relacionar com o conhecimento já existente sobre a região de amostragem caracterizada pela presença de solos intemperizados e profundos como Latossolos e Nitossolos, com elevados teores e Matéria Orgânica em superfície.

## REFERÊNCIAS

ALVARES, C. A.; STAPE, J. L.; SENTELHAS, P. C. et al. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorologische Zeitschrift*, 22:711–728, 2013.

BEN-DOR, E.; CHABRILLAT, S.; DEMATTÊ, J. A. M. et al. Using imaging spectroscopy to study soil properties. *Remote Sensing of Environment*, 113:538-555, 2009.

BOX, G. E. P. & COX, D. R. An Analysis of Transformations. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 26:211-252, 1964.

CHARNET, R. et al. Análise de modelos de regressão linear: com aplicações. 2.ed. Campinas,SP: Editora da Unicamp, 2008.

DALMOLIN, R. S. D.; KLAMT, E.; PEDRON, F. A. et al. Relação entre as características e o uso das informações de levantamentos de solos de diferentes escalas. *Ciência Rural*, 34:1479-1486, 2004.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA – EMBRAPA. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Manual de Métodos de Análise de Solo. 2. ed. ver.atualiz. Rio de Janeiro, 1997. 212p.

HARTEMINK, A. E. & MCBRATNEY, A. B. A soil science renaissance. *Geoderma*, 148:123-129, 2008.

KER, J. C.; CURI, N.; SCHAEFER, C. E. G. R. et al. *Pedologia: Fundamentos*. Viçosa – Minas Gerais, Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2012. 343p.

MEURER, E. J. *Fundamentos de Química do Solo*. 4.ed. Porto Alegre: Evangraf, 2012. 280p.

MCBRATNEY, A.; FIELD, D. J.; KOCH, A. The dimensions of soil security, *Geoderma*, 213:203-213, 2014.

R DEVELOPMENT CORE TEAM. R: A Language and Environment for Statistical Computing, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. 2013. Disponível em <<http://www.R-project.org/>>. Acesso em 24 de abril de 2015.

VISCARRA ROSSEL, R. A. & BEHRENS, T. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra, *Geoderma*, Amsterdam, 158: 46-54, 2010.