

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**INCERTEZAS NA ESTIMATIVA DA VARIABILIDADE
ESPACIAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO E
PROPRIEDADES EDÁFICAS EM ÁREA DE CANA CRUA**

Daniel De Bortoli Teixeira
Engenheiro Agrônomo

JABOTICABAL – SÃO PAULO – BRASIL
2011

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E VETERINÁRIAS
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**INCERTEZAS NA ESTIMATIVA DA VARIABILIDADE
ESPACIAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO E
PROPRIEDADES EDÁFICAS EM ÁREA DE CANA CRUA**

Daniel De Bortoli Teixeira

Orientador: Prof. Dr. Newton La Scala Júnior

Coorientador: Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira

Coorientador: Dr. Alan Rodrigo Panosso

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Unesp campus de Jaboticabal, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Agronomia (Ciência do Solo).

JABOTICABAL – SP

Dezembro – 2011

Teixeira, Daniel De Bortoli
T266i Incertezas na estimativa da variabilidade espacial da
emissão de CO₂ do solo e propriedades edáficas em área de
cana crua/ Daniel De Bortoli Teixeira. -- Jaboticabal, 2011
xi, 55 f. : il. ; 28 cm

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista,
Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, 2011
Orientador: Newton La Scala Júnior
Banca examinadora: Carlos Eduardo Pelegrino Cerri, Glauco
de Souza Rolim
Bibliografia

1. Respiração do solo. 2. Geoestatística. 3. Krigagem
ordinária. 4. Simulação sequencial Gaussiana. I. Título. II.
Jaboticabal-Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias.

CDU 631.41

Ficha catalográfica elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da
Informação – Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação – UNESP, Câmpus de
Jaboticabal.

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

DANIEL DE BORTOLI TEIXEIRA – Filho de Carlos Alberto Paiva Teixeira e Valéria Mello De Bortoli Teixeira, nasceu em Ribeirão Preto, São Paulo no dia 20 de outubro de 1987. Em março de 2005 ingressou no Curso de Agronomia pela Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Câmpus de Jaboticabal – SP. Foi bolsista de iniciação científica pela FAPESP durante o período de dezembro de 2006 até dezembro de 2009. Iniciou em março de 2010 o Curso de Mestrado em Agronomia (Ciência do Solo) na Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – UNESP. No mês de dezembro de 2011 submeteu-se à banca para a defesa de Dissertação, sendo aprovado como Mestre em Agronomia.

A experiência nunca falha, apenas as nossas opiniões falham, ao esperar da experiência aquilo que ela não é capaz de oferecer.

Leonardo Da Vinci

DEDICATÓRIA

Aos meus pais Valéria Mello De Bortoli Teixeira e Carlos Alberto Paiva Teixeira, aos meus irmãos Larissa De Bortoli Teixeira e Yuri De Bortoli Teixeira, e a minha namorada Denise Boito Pereira da Silva que me apoiaram durante estes inúmeros anos de universidade, me dando forças para trilhar este caminho.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Carlos Alberto Paiva Teixeira e Valéria Mello De Bortoli Teixeira, pela dedicação e apoio.

Aos meus irmãos, Larissa De Bortoli Teixeira e Yuri De Bortoli Teixeira, pela assistência nos momentos cruciais.

À Denise Boito Pereira da Silva, minha namorada, pela dedicação, paciência, carinho e incentivo.

Aos pra sempre membros da Pipino 6, Carlos Eduardo Gamero Aguilar (“Ereção”), Lucas Cortez Aguilar (“Resto”), Ricardo Pereira da Silva (“Viúva”) e Granolinha, pelos momentos inesquecíveis, amizade e apoio.

Aos professores Newton La Scala Júnior, Gener Tadeu Pereira e Alan Rodrigo Panosso, meus amigos e orientadores, pela amizade, incentivo, paciência e conselhos dados durante estes 5 anos de convivência.

Aos membros da banca, Glauco de Souza Rolim e Carlos Eduardo Pellegrino Cerri, Liziane Figueiredo Brito e José Marques Júnior pelas sugestões que contribuíram imensamente na qualidade final deste trabalho.

Aos amigos e companheiros de mestrado e departamento, Elton da Silva Bicalho, Sísara Rocha Oliveira, João Fernandes da Silva Júnior, Mariana Marroti Corradi e Mara Regina Moitinho pelos grandes momentos vividos, inúmeros cafés tomados e sobretudo pela amizade conquistada.

Aos amigos do RaioX, Diego Silva Siqueira, Angélica Santos Rabelo de Souza Bahia (e Eliel), Livia Arantes Camargo, Frederico Luiz Siansi e Ana Beatriz Coelho França pelos grande incentivo e amizade em todas as horas.

À Patrícia Gabarra Mendonça pela amizade, inúmeras conversas e disposição em ajudar sempre.

À Elisamara Raposo, companheira de ônibus, graduação e mestrado, pela amizade e momentos vividos em muitos anos.

Aos amigos, Carlão, Norival, Kioto, Zezé, Shirley e Adriana, funcionários do departamentos de Ciências Exatas, pela amizade e ajuda.

Aos companheiros de trabalho e amigos, Luciano Ito Perillo, Juliano Luciani Iamaguti, Fabio Tiraboschi Leal pela grande ajuda na condução do experimento, sem os quais este trabalho não seria possível.

Enfim, a todos que fizeram parte deste caminho...obrigado e contem comigo.

SUMÁRIO

I INTRODUÇÃO	1
II REVISÃO DE LITERATURA	4
2.1 Efeito estufa e suas implicações.....	4
2.2 Relação entre a emissão de CO ₂ e propriedades edáficas do solo	7
2.3 Geoestatística aplicada a emissão de CO ₂ do solo.....	8
2.4 Interpoladores geoestatísticos.....	9
2.5 Considerações finais.....	12
III MATERIAL E MÉTODOS	13
IV RESULTADOS E DISCUSSÃO	22
V CONCLUSÕES.....	43
VI REFERÊNCIAS.....	44

INCERTEZAS NA ESTIMATIVA DA VARIABILIDADE ESPACIAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO E PROPRIEDADES EDÁFICAS EM ÁREA DE CANA CRUA

RESUMO – A emissão de CO₂ do solo (FCO₂) apresenta alta variabilidade espacial, sendo devida a grande dependência espacial existente nas propriedades do solo que a influenciam. Neste estudo objetivou-se (i) caracterizar e relacionar a variabilidade e a distribuição espacial da FCO₂, temperatura do solo, porosidade livre de água (PLA), teor de matéria orgânica do solo (MO) e densidade do solo (Ds), (ii) avaliar a acurácia dos resultados fornecidos pelo método da krigagem ordinária (KO) e simulação sequencial Gaussiana (SSG), e (iii) avaliar a incerteza na predição da variabilidade espacial das FCO₂ e demais propriedades utilizando a SSG. O estudo foi conduzido em uma malha amostral regular de 60 x 60 m² com 141 pontos, com espaçamento mínimo variando de 0,50 a 10 m, instalada em área de cana-de-açúcar. Nestes pontos foram avaliados a FCO₂, temperatura do solo, PLA, determinadas com base na média de 07 dias de avaliação, MO e Ds. Todas as variáveis apresentaram estrutura de dependência espacial, sendo ajustados modelos Gaussianos, esféricos e exponenciais. A configuração da malha amostral e possivelmente a presença de espessa camada de resíduos da cultura sobre o solo influenciaram a estrutura de variabilidade espacial da FCO₂, temperatura e MO. FCO₂ apresentou correlações positivas com a MO ($r = 0,25$, $p < 0,05$) e PLA ($r = 0,27$, $p < 0,01$) e negativa com a Ds ($r = - 0,41$, $p < 0,01$). No entanto, quando os valores digitais estimados espacialmente (N=8.833) são considerados, a PLA passa a ser a principal variável responsável pelas características espaciais da FCO₂, apresentando correlação de 0,26 ($p < 0,01$). As simulações individuais propiciaram, para todas as variáveis analisadas, melhor reprodução das funções de distribuição acumuladas (fdac), e dos variogramas em comparação à KO e estimativa E-type. Os resultados das análises demonstram fortes semelhanças entre as estimativas E-type e aquelas geradas pelo procedimento da KO, para todas as propriedades estimadas. As maiores incertezas na predição da FCO₂ estiveram associadas as regiões da área estudada com maiores valores observados e estimados, produzindo estimativas, ao longo do período estudado, de 0,18 a 1,85 t de

CO₂ ha⁻¹ dependendo dos diferentes cenários simulados. Para a PLA e Ds regiões com menor densidade amostral produziram maiores incertezas. A contabilização das incertezas associada às estimativas das propriedades do solo auxilia na compreensão dos possíveis padrões da FCO₂. O conhecimento das incertezas gerado através dos diferentes cenários de estimativa pode ser incluído em inventários de gases do efeito estufa resultando em estimativas mais conservadoras do potencial de emissão de tais gases.

Palavras-chave: respiração do solo, geoestatística, krigagem ordinária, simulação sequencial Gaussiana.

UNCERTAINTIES IN THE ESTIMATING OF SPATIAL VARIABILITY OF SOIL CO₂ EMISSION AND EDAPHIC PROPERTIES IN A SUGARCANE AREA UNDER GREEN MANAGEMENT

SUMMARY – The soil CO₂ emission (FCO₂) has high spatial variability, which caused due to the strong spatial dependence in soil properties that influence it. This study aimed to (i) to characterize the variability and spatial distribution of FCO₂, soil temperature, air-filled pore space (AFPS), soil organic matter (OM) and soil bulk density (BD) and related properties, (ii) evaluate the accuracy of the results provided by the method of ordinary kriging (OK) and sequential Gaussian simulation (SGS), and (iii) evaluate the uncertainty in predicting the spatial variability of FCO₂ and other properties using the SSG. The study was conducted on a regular sampling grid with 141 points, with spacing ranging from 0.50 to 10 m, installed in a sugarcane area. In this place were evaluated FCO₂, soil temperature, AFPS, were based on the average of 07 days of evaluation, OM and BD. All variables showed spatial dependence structure, and models adjusted Gaussian, spherical and exponential. The configuration of the sampling grid and the presence of intense layer of crop residues in the soil influenced the structure of spatial variability of FCO₂, temperature, and OM. The FCO₂ showed positive correlations with OM ($r = 0.25$, $p < 0.05$) and AFPS ($r = 0.27$, $p < 0.01$) and negatively with Ds ($r = - 0.41$, $p < 0.01$). However, when the estimated spatially values are considered, the AFPS becomes the main variable responsible for the spatial characteristics of FCO₂, showing correlation of 0.26 ($p < 0.01$). The individual simulations led to all variables, better reproduction of the cumulative distribution functions (cdf), and variograms compared to OK and E-type estimate. The analysis results show strong similarities between the E-type estimates to those generated by the procedure of OK. The major uncertainties in predicting FCO₂ were associated with areas with the highest estimated values, producing estimates, during the study period, from 0.18 to 1.85 t CO₂ ha⁻¹ depending on the different scenarios considered. For the AFPS and SBD regions with lower density sampling produced higher uncertainties. The accounting of the uncertainties associated with estimates of soil properties helps to

understand the possible patterns of FCO₂. The knowledge of the uncertainties generated by the different scenarios may be included in inventories of greenhouse gases resulting in conservative estimates of the potential emission of such gases.

Keywords: soil respiration, geostatistics, ordinary kriging, sequential Gaussian simulation.

I INTRODUÇÃO

No ano de 2005 a agricultura foi responsável por uma emissão global de 5,1 a 6,1 Gt CO₂-eq, sendo a segunda maior fonte antropogênica de emissões de gases de efeito estufa (GEE), representando 10-12% das emissões globais (IPCC, 2007). Estima-se que neste mesmo ano, os solos agrícolas brasileiros emitiram 192,9 Mt CO₂-eq, totalizando 9,3% das emissões totais do setor agrícola do país (CERRI et al., 2009), na forma de N₂O e CH₄ basicamente. No entanto, na maioria dos estudos, as estimativas das emissões de GEE dos solos agrícolas são incluídas naquelas referentes a mudanças do uso da terra e setores florestais, devido a complexidade e grande incerteza na quantificação do balanço de carbono do solo (IPCC, 2007). Tal dificuldade deve-se a grande variabilidade da emissão de CO₂ do solo (FCO₂) no espaço (LA SCALA et al., 2000; HERBST et al., 2010; PANOSSO et al., 2009a; BRITO et al., 2010; TEIXEIRA et al., 2011) e no tempo (KOSUGI et al., 2007; HERBST et al., 2009; LA SCALA et al., 2009), apresentando variações significativas mesmo em curtos períodos avaliados (TEIXEIRA et al., 2011).

As variações espaciais da FCO₂ são controladas principalmente por propriedades físicas, químicas e biológicas do solo, tais como densidade do solo (SAIZ et al., 2006), textura (DILUSTRO et al., 2005), teor de matéria orgânica (SØE & BUCHMANN, 2005), estoque de carbono (PANOSSO et al., 2011), biomassa microbiana (SØE & BUCHMANN, 2005), pH (RETH et al., 2005), capacidade de troca catiônica (LA SCALA et al., 2000), e mineralogia do solo (LA SCALA et al., 2000). Na escala temporal a FCO₂ é controlada por propriedades que variam ao longo do tempo, como a umidade do solo (TANG et al., 2006; YUSTE et al., 2007), porosidade livre de água (PLA) (PANOSSO et al., 2011), preenchimento de água nos poros (LINN & DORAN, 1984), oxigenação do solo (CHEN et al., 2010) e temperatura do solo (QI et al., 2002; WEN et al., 2006; TANG et al., 2006; YUSTE et al., 2007).

Análises geoestatísticas têm sido utilizadas para a descrição da variabilidade espacial da FCO₂ fornecendo, por meio de técnicas como a krigagem ordinária (KO) e

simulação sequencial Gaussiana (SSG), estimativas de valores em regiões não amostradas da área em estudo. Embora tais métodos produzam valores interpolados, ambos são considerados distintos procedimentos e apresentam objetivos e resultados diferentes. A KO objetiva fornecer a melhor, e portanto, a única estimativa de uma variável no local não amostrado, enquanto o objetivo da SSG é fornecer valores que reproduzam as características e o comportamento dos dados de origem (BASARIR et al., 2010). Outra importante particularidade da SSG é a avaliação das incertezas associadas às predições, realizada pela contabilização de múltiplas realizações estocásticas equiprováveis. Por outro lado no cálculo da variância, fornecida pelo procedimento da KO, é levada em consideração apenas a localização dos pontos amostrados, não fornecendo nenhuma medida de incerteza espacial dessas estimativas, como a SSG. Embora a KO seja o método mais utilizado para a interpolação de valores da FCO₂ (ROCHETTE et al., 1991; LA SCALA et al., 2000; OHASHI & GYOKUSEN, 2007; KONDA et al., 2008; PANOSSO et al., 2009a; BRITO et al., 2010), recentemente as simulações vem sendo preferidas em diversos estudos (CARDELLINI et al., 2003; HERBST et al., 2010; TEIXEIRA et al., 2011), fornecendo uma alternativa à suavização dos valores estimados pela KO.

No Brasil a cultura da cana-de-açúcar assume importante papel como um sistema de cultivo associado à produção de energia, que por sua vez pode capturar o CO₂ atmosférico na forma de biomassa (sequestro), retornando para o solo quantidades adicionais de carbono orgânico. O segundo levantamento sobre a safra 2011/2012 de cana-de-açúcar (*Saccharum* spp.) divulgado em 2011 pela CONAB (COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO, 2011), estima uma produção nacional de 589 milhões de toneladas. O estado de São Paulo, principal estado produtor brasileiro, possui 4,44 milhões de hectares de cultivo, representando 52,60% da área total brasileira de cana-de-açúcar. No Sudeste do Brasil, mudanças nas práticas de manejo da cultura da cana-de-açúcar têm sido consideradas mais importantes que a atual expansão da fronteira agrícola (CERRI et al., 2007), uma vez que grandes áreas estão sendo convertidas de um sistema de manejo da queima para colheita mecanizável. No sistema de cana crua, a colheita utilizando máquinas proporciona um retorno dos

resíduos vegetais para a superfície do solo, favorecendo, assim, o acúmulo de matéria orgânica e uma redução na emissão de gases em comparação ao sistema de cana queimada (RAZAFIMBELO et al., 2006; CERRI et al., 2007).

Técnicas como a SSG podem ser utilizadas na elaboração de inventários de GEE sejam estes nacionais, estaduais, municipais ou corporativos fornecendo faixas de variação de valores da FCO₂, bem como de outros gases como o CH₄ e N₂O. Embora tais variações representem a incerteza obtida nos procedimentos de estimativa e caracterização, estas não são comumente contabilizadas. Seu conhecimento possibilita a tomadores de decisão verificar quais os aspectos e/ou propriedades devem ser estudados mais detalhadamente visando a diminuição das incertezas e aumento da qualidade da interpretação dos resultados.

Devido à importância da cultura da cana-de-açúcar para o Estado de São Paulo, e as incertezas sobre o processo de emissão e sequestro de CO₂ em solos agrícolas, torna-se de fundamental importância caracterizar os aspectos principais da FCO₂ em campo. Neste estudo objetivou-se (i) caracterizar a variabilidade e distribuição espacial da emissão de CO₂ do solo, e de alguns atributos físico e químicos como a porosidade livre de água, temperatura do solo, teor de matéria orgânica e densidade do solo; (ii) avaliar a acurácia dos resultados fornecidos pela KO e SSG; e (iii) determinar a incerteza na predição da variabilidade espacial das variáveis utilizando a SSG.

II REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Efeito estufa e suas implicações

O efeito estufa natural é responsável pela temperatura média de nosso planeta próxima a 14 °C, distinta dos -19 °C que seria acaso não houvesse tal fenômeno. Os chamados gases de efeito estufa, como o dióxido de carbono (CO₂) e o vapor d'água (H₂O) são os principais gases associados a esse efeito, atuando como uma barreira parcial às radiações de ondas longas que a Terra emite para o espaço, retendo assim calor próximo à superfície de nosso planeta.

Atividades humanas em todos os setores de produção, principalmente no período pós-industrial, tem contribuído na liberação de gases e partículas que intensificam o efeito estufa natural (CO₂, CH₄, N₂O, CFCs e ozônio). Entre os anos de 1850 e 2005, a concentração atmosférica de CO₂ aumentou de 280 para 379 ppmv (parte por milhão volume), a de CH₄, por sua vez, obteve um incremento percentual de 153,4%, variando de 700 a 1.774 ppbv (partes por bilhão volume). A concentração de N₂O foi a que apresentou menor incremento (18,14%) variando de 270 a 319 ppbv. Segundo o IPCC (2007) o potencial de aquecimento proveniente das atividades humanas é 05 vezes maior que aquele devido a mudanças na radiação solar. A queima de combustíveis fósseis e produção de cimento são responsáveis por 75% deste potencial, enquanto as mudanças no uso da terra (remoção de florestas e atividades agrícolas) respondem pelo restante.

Estes aspectos introduzem o que é denominado na literatura como "efeito estufa adicional" melhor quantificado em termos do forçamento radiativo (FR). O FR é um conceito utilizado para comparações quantitativas da capacidade dos diferentes agentes, antrópicos e naturais, provocar as mudanças climáticas. O efeito estufa natural possui um balanço líquido radioativo de aproximadamente 340 W m⁻². Com o aumento na concentração de gases de efeito estufa na atmosfera nos últimos anos estima-se

que o FR ampliou em $2,63 \pm 0,26 \text{ W m}^{-2}$, constituindo então um adicional de 9% sobre aquele observado em 1998.

O aumento relatado para as concentrações dos gases de efeito estufa (GEE) adicional apresenta além da influência direta na temperatura global, outras consequências como a intensificação da ocorrência de eventos climáticos extremos, com aumento da frequência de geadas e do número de dias e noites frias e quentes. Tais consequências aliadas às mudanças no regime pluviométrico influenciarão profundamente o zoneamento agrícola de inúmeras culturas comerciais, afetando a produção mundial de alimentos. No Brasil, estima-se uma forte diminuição de regiões aptas aos cultivos de grãos. As plantações de soja, principal cultura afetada, poderão sofrer perdas de até 40% da produção em 2070, com a previsão de migração para o Sul do país de algumas culturas como mandioca, café e cana-de-açúcar. Apenas a cultura de cana-de-açúcar será beneficiada, apresentando aumento das áreas propícias ao cultivo, embora possa sofrer com eventos esporádicos de escassez e excessos hídricos (PINTO et al., 2008).

Alguns estudos relacionam o aumento da concentração de CO_2 na atmosfera a possíveis ganhos na produtividade das culturas resultando em aumentos na fitomassa produzida. No entanto, em estudos mais recentes desenvolvidos pela NASA, tais efeitos não foram observados.

Diversos trabalhos indicam o aumento da concentração de plantas C3 em áreas sob florestas fechadas (IPCC, 2007). As plantas C3 (maioria das plantas), são aquelas que fixam o CO_2 atmosférico produzindo como primeiro composto o ácido fosfoglicérido que é composto por três átomos de carbono, daí a origem do nome. BOWES (1993) em condições de laboratório verificou que caso a concentração de CO_2 atmosférico fosse duplicada, a velocidade de crescimento das plantas C3 seria aumentada em cerca de 30 a 60% dependendo das condições nutricionais do cultivo. FREIRE (2008) afirma que o desempenho das plantas C3 seria beneficiado devido a diminuição das taxas de fotorrespiração.

No entanto tais consequências somente ocorrerão caso nenhuma medida de mitigação e/ou adaptação for realizada. No setor agrícola, diversos mecanismos de

mitigação podem ser conduzidos, tais como: redução das emissões de gases através de manejos mais eficientes do carbono e nitrogênio no solo, aumento dos estoques de carbono no solo e utilização de resíduos para a co-geração de energia e combustíveis, diminuindo a utilização de combustíveis fósseis (IPCC, 2007).

O desenvolvimento de novas tecnologias que aumentam a produtividade das culturas, recuperação de pastagens e áreas degradadas, e utilização de sistemas agroflorestais também contribuirão para as reduções das emissões. O sistema de plantio direto, utilizado em diversas culturas pode contribuir parcialmente para a redução do processo das mudanças climáticas. No entanto, devido a necessidade de preparos rotineiros no solo, como por exemplo, na reforma do canavial na cultura de cana-de-açúcar, tem-se grande incerteza de como este sistema pode estar influenciando os fluxos de GEE.

PANOSSO et al. (2009a), avaliando as emissões de CO₂ do solo em ambos os sistemas de manejo, verificaram, ao longo de 70 dias de estudo, uma emissão 39% maior no sistema de cana queimada, quando comparado ao da cana crua, onde realiza-se a colheita mecanizada e grandes quantidades de palha são deixadas na superfície do solo. Tal efeito, segundo os autores, foi ocasionado por uma maior adição de carbono devido à queima dos resíduos favorecendo a atividade microbiana.

DE FIGUEIREDO & LA SCALA (2011) ao elaborar um inventário de emissões de gases para a cultura da cana-de-açúcar, verificaram que a conversão do manejo da queima para a colheita crua contribui com uma redução das emissões em 310,7 a 1484,0 Kg CO₂eq ha⁻¹ ano⁻¹, sendo este último valor encontrado quando os possíveis ganhos de carbono do solo são considerados. No estado de São Paulo, a prática da queima deve ser eliminada até 2014, de acordo com o protocolo Agroambiental assinado em 2008.

Devido a grande incerteza resultante da conversão de áreas queimadas para o manejo de cana crua faz-se necessários mais estudos visando caracterizar o comportamento da emissão de CO₂ do solo, considerando-se principalmente sua distribuição no espaço.

2.2 Relação entre a emissão de CO₂ e propriedades edáficas do solo

Conforme mencionado anteriormente distintas propriedades do solo podem controlar a variabilidade temporal e espacial da FCO₂. A temperatura, umidade do solo e propriedades derivadas a partir destas são as principais controladoras da FCO₂ na escala temporal, embora também possam apresentar relações espaciais com a FCO₂. A temperatura atua diretamente na atividade microbiana. Por outro lado, a umidade apresenta um efeito mais complexo. Ações de precipitação após longo período de seca favorecem a atividade microbiana, enquanto em períodos mais úmidos podem provocar a expulsão total do oxigênio presente no interior do solo, dando origem a um microambiente anaeróbico. Nestas condições a produção de metano supera a de CO₂. Outro aspecto contrastante de tal influência ocorre no momento da ocorrência da precipitação. Durante as precipitações quantidades significativas de CO₂ são expulsas do interior do solo, devido a infiltração de água, no entanto, mesmo com o decorrer da precipitação estas emissões tendem a diminuir até que a produção por parte dos microorganismos e raízes de vegetais inicie-se novamente. Tal configuração pode levar a uma interpretação errônea de um possível aumento constante das emissões com a precipitação.

A PLA, propriedade derivada da umidade, e a Ds afetam diretamente o processo de transporte gasoso no solo, tanto na entrada de oxigênio, necessária a atividade microbiana aeróbica, quanto na saída de CO₂, subproduto da atividade microbiana. A MO, por sua vez, é considerada a fonte primária de energia utilizada pelos micróbios, entendendo-se assim sua relação positiva com a emissão de CO₂ do solo.

Em estudos recentes, PANOSSO et al. (2011), trabalhando com análise de regressão múltipla para modelagem da emissão de CO₂ do solo em áreas de cana crua e cana queimada, observaram que a PLA foi selecionada para os dois modelos, sendo está responsável por 18% da variabilidade da respiração do solo sob cultivo de cana crua. LINN & DORAN (1984) estudando o efeito da porosidade preenchida por água na respiração do solo verificaram as maiores taxas de emissão em condições próximas a 60% de preenchimento dos poros, na densidade de 1,40 g cm⁻³, condições estas

extremamente distintas das obtidas em nosso estudo onde em média apenas 37% dos poros encontravam-se preenchidos por água.

2.3 Geoestatística aplicada a emissão de CO₂ do solo

As propriedades do solo exibem um complexo grau de variabilidade no espaço e tempo. Tal variabilidade é contínua ao longo das superfícies e dependente da escala (ZHAO et al., 2009), uma vez que, as propriedades do solo resultam da combinação de diversas interações dos processos biológicos, químicos e físicos atuando em escalas múltiplas (PARKIN, 1993). Ferramentas como a geoestatística têm sido utilizadas por propiciar a captura, representação e interpretação do padrão espacial das variáveis regionalizadas. Tais variáveis são conhecidas por apresentar uma componente estrutural, uma componente aleatória e um erro residual (BURROUGH, 1987).

Para a condução destas análises assume-se que uma determinada propriedade numa posição definida na área de estudo varia de acordo com a distância de separação entre as amostras vizinhas. Esta continuidade geográfica característica das variáveis é identificada ao observar que os valores das variáveis tornam-se mais similares à medida que a distância de separação entre elas diminui.

HERBST et al. (2009) utilizaram técnicas geoestatísticas para determinar as características espaciais da emissão de CO₂ (FCO₂) em solo desprovido de vegetação utilizando diferentes gradeados: regular (76 pontos) e irregular (48 pontos). Modelos esféricos foram ajustados a FCO₂, sendo que aqueles ajustados aos dados amostrados no grid irregular apresentaram maior grau de dependência espacial, possivelmente devido à diminuição das distâncias entre amostras. Neste mesmo trabalho, foram observadas relações entre as variabilidades da FCO₂ e conteúdo de água do solo. ROCHETTE et al. (1991), em áreas com vegetação, também verificaram a influência do teor de água do solo nos parâmetros espaciais da respiração, através do aumento das condições de anaerobiose do solo ou pela baixa difusão do gás para a superfície do solo causada pelo preenchimento dos poros pela água. No entanto, VODNIK et al. (2006), ao estudarem as variações em pequena escala da concentração de CO₂ do

solo, verificaram que embora o conteúdo de água no solo seja um dos principais responsáveis pelas variações temporais da respiração, esta propriedade somente consegue explicar a variação espacial da respiração em dias secos (baixo teor de água), época em que esta é o fator limitante a FCO₂.

KONDA et al. (2008), ao avaliar as estruturas espaciais do fluxo de CO₂ de solos sob florestas de *Acacia mangium* na Indonésia durante períodos relativamente secos observaram que estes fluxos estavam relacionados com o teor de carbono do solo e provavelmente com a meso e microtopografia, mas não obtiveram relação entre o fluxo e a umidade do solo. Em estudos mais recentes na mesma área, KONDA et al. (2010) confirmaram a influência topográfica nos valores da FCO₂ durante períodos secos, observando baixos fluxos na encosta inferior. A distribuição da liteira e matéria orgânica do solo também apresentaram relação com fluxos de CO₂ através de seus efeitos sobre a atividade microbiana e distribuição das raízes finas. BRITO et al. (2010) estudando a respiração do solo em áreas de cana-de-açúcar determinaram a influência das diferentes posições topográficas nos padrões espaciais da FCO₂. Ainda em áreas sob cana-de-açúcar, PANOSSO et al. (2008) também verificaram a influência da declividade nos mapas estimados da FCO₂, apresentando maiores valores nas partes mais elevadas da área.

LA SCALA et al. (2000) estudando mudanças nos padrões da variabilidade espacial da emissão de CO₂ em Latossolo desprovido de vegetação verificaram modelos de emissão similares aqueles ajustados para o teor de carbono orgânico e capacidade de troca catiônica do solo. SCHWENDENMANN et al., (2003) observaram além da influência do teor de carbono do solo, relações espaciais entre a FCO₂ e a concentração de fósforo e de biomassa de raízes finas.

2.4 Interpoladores geoestatísticos

Diversas técnicas de interpolação podem ser utilizadas para gerar mapas estimados da FCO₂ e outras propriedades. Krigagem ordinária (KO), krigagem simples, cokrigagem, simulação sequencial Gaussiana (SSG) e simulação anelada são alguns

dos interpoladores geoestatísticos disponíveis. Outros métodos de interpolação como a triangulação, inverso do quadrado da distância, média local e vizinhos mais próximos, embora produzam estimativas em locais não amostrados, não seguem nenhum rigor estatístico que considere a dependência espacial entre as amostras, sendo denominados de interpoladores não geoestatísticos. Neste trabalho os métodos da KO e SSG são utilizados para a predição da FCO₂ e demais variáveis condicionantes.

Estimadores de krigagem fornecem a melhor estimativa local da variável pela minimização da estimativa da variância, resultando na suavização dos detalhes espaciais. A utilização da variância produzida pela krigagem como medida de erro local é inadequada quando a configuração dos dados conjuntamente com a incerteza nas estimativas são consideradas (ZHAO et al., 2009), uma vez que apenas o variograma e a configuração amostral são consideradas em seus cálculos. Assim como para outras análises, exceto se um modelo Gaussiano para erros for assumido, a krigagem fornece somente uma medida incompleta da acurácia local, e nenhuma consideração sobre a acurácia conjunta pode ser feita quando diversas localizações são consideradas juntas (DEUTSH & JOURNAL, 1998). Técnicas como a krigagem indicatriz (KI) apenas avaliam a incerteza local, sendo incapazes de detectar incerteza espaciais associadas às estimativas. Tais incertezas baseiam-se apenas na variação espacial dos valores conhecidos, sem considerar a variação nas estimativas dos locais não amostrados (DELBARI et al., 2009). GOOVAERTS (2001) afirma que as funções de distribuição acumuladas (fdac) obtidas pela KI fornecem somente uma medida de incerteza local e que nenhuma medida quantitativa da incerteza espacial é obtida.

Os métodos de simulação são utilizados em situações onde a reprodução da variabilidade espacial, honrando a heterogeneidade inferida nos dados, e a avaliação do impacto das incertezas é necessária (GOOVAERTS, 1999). Esta técnica tem sido utilizada em diversas áreas como: mineração (ASGHARI et al., 2009; MONJEZI et al., 2010), conservação do solo (WANG et al., 2001; PARYSOW et al., 2003; BASKAN et al., 2010), hidráulica de solos (FENG et al., 2004; BOURENNANE et al., 2007; CHIRICO et al., 2007; DELBARI et al., 2009), respiração do solo (HERBST et al., 2009; TEIXEIRA et al., 2011), contaminação de metais pesados (JUANG et al., 2004; ZHAO

et al., 2007) e atributos físicos (HE et al., 2010) e químicos (GRUNWALD et al., 2004; CHAI et al., 2007; BOURENNANE et al., 2010) do solo.

As simulações estocásticas são processos de desenhos alternativos, igualmente prováveis, de realizações conjuntas de uma componente de uma variável aleatória a partir de um modelo de função aleatória (DEUTSH & JOURNEL, 1998). Desta forma, inúmeras realizações equiprováveis devem ser conduzidas para possibilitar a avaliação das incertezas por meio da SSG. Embora o número mínimo de realizações produzidas ainda seja desconhecido para a maioria das propriedades do solo, diversos autores buscam caracterizar e quantificar o impacto do número de realizações sobre as estimativas da simulação (GOOVAERTS, 1999; LIN, 2008). MONTEIRO (2003) afirma que o número de realizações produzidas deve ser tal que a média dos valores simulados seja semelhante aos valores estimados pela técnica da KO, fornecendo assim um campo probabilístico grande o suficiente para possibilitar a seleção de realizações aleatórias que representem o conjunto simulado.

As simulações são alternativas a suavização observada nos mapas krigados, apresentando as seguintes características (BASARIR et al., 2010):

- Honra os valores em todos os locais amostrados;
- Apresentam a mesma dispersão espacial (reprodução dos variogramas);
- Apresentam a mesma distribuição dos valores (reprodução dos histogramas);
- Corregionalizada com qualquer outra variável simulada da mesma maneira com os valores originais.

Para simulações condicionais (SSG) todas as características acima são obtidas, no entanto, algumas simulações não atendem ao princípio de honrar os dados observados, sendo estas denominadas simulações não condicionais.

TEIXEIRA et al., (2011) utilizaram a SSG para avaliar o padrão espacial da FCO₂ e suas mudanças em curto período de tempo. HERBST et al., (2010) avaliando diferentes métodos de estimativa da FCO₂ em solos desprovidos de vegetação observaram uma melhoria significativa da reprodução da função densidade de

probabilidade e dos variograma originais produzida pela SSG em relação aos métodos de krigagem.

PROLINGHEUER et al. (2010) por meio da SSG avaliaram o padrão de distribuição da FCO₂ e sua relação espacial com a respiração heterotrófica (organismos) e autotrófica (raízes) dos solos. Neste estudo apenas a respiração autotrófica apresentou correlação espacial com a FCO₂.

LEWICK et al., (2005) em áreas de vulcão, utilizaram diferentes interpoladores geoestatísticos para a avaliação da qualidade da estimativa da FCO₂ em áreas não amostradas. Também em áreas de vulcão CARDELLINI et al. (2003) avaliaram as incertezas local e espacial nas estimativas da FCO₂ através da utilização da SSG.

2.5 Considerações finais

A utilização de técnicas refinadas de análises espaciais possibilita, além da caracterização espacial dos atributos estudados, a captação e interpretação das incertezas associadas às suas estimativas. O conhecimento de tais incertezas propicia a identificação precisa dos principais fatores que a influenciam, possibilitando a adoção de algumas medidas, como por exemplo, a utilização de amostragem mais adensada em locais que apresentem maiores incertezas. Também é possível testar a utilização de diferentes métodos indiretos como covariáveis possibilitando o aumento do número de amostras e conseqüentemente diminuição das incertezas.

Em relação a seu potencial de utilização para dados de GEE, como o CO₂, tais técnicas se destacam por propiciar a criação de diferentes cenários de estimativas espaciais, resultando em intervalos de valores que podem ser incorporados a estudos que contabilizem o balanço de entrada e saída de GEE no processo produtivo.

III MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi conduzido na Fazenda Santa Olga (21°21' S, 48°11' W) pertencente à Usina São Martinho, localizada no município de Guariba, São Paulo. Segundo a classificação de Thornthwaite, o clima local pode ser definido como B_{1r}B'_{4a}', Tipo Mesotérmico Úmido, com pequena deficiência hídrica, sendo a evapotranspiração de verão menor que 70% da evapotranspiração anual. O solo da área foi classificado como Latossolo Vermelho eutroférico textura muito argilosa (EMBRAPA, 2006).

A área é cultivada com cana-de-açúcar (*Saccharum* spp. var. SP86-155) há 8 anos sobre o sistema de cana crua com colheita mecanizada. No momento do estudo o solo estava desprovido de vegetação e coberto por grande quantidade de resíduos da cultura (12 t ha⁻¹), resultante da colheita mecanizada realizada alguns dias antes do início do experimento. No dia 13 de julho de 2010 foi instalada uma malha regular de 60 × 60 m contendo 141 pontos espaçados em distâncias mínimas que variaram de 0,5 a 10 m a partir da instalação de colares de PVC utilizados na metodologia de avaliação da emissão de CO₂ do solo (FCO₂) (LA SCALA et al., 2000) (Figura 1).

A FCO₂ foi avaliada utilizando-se três sistemas portáteis LI-COR 8100. As câmaras de solo são acopladas a um sistema de análise que quantifica a concentração de CO₂ em seu interior por meio de espectroscopia de absorção óptica na região espectral do infravermelho. Previamente ao início do experimento as máquinas foram testadas e calibradas entre si. As avaliações foram efetuadas ao longo de 07 dias, durante os períodos das manhãs (8h00min – 9h30min), nos dias julianos 195, 196, 197, 200, 201, 204 e 207 de 2010. Concomitantemente a avaliação da FCO₂ foram medidos valores de temperatura do solo com sensor acoplado ao sistema de análise de fotossíntese LI-8100 e umidade (% volume) com TDR (Time Domain Reflectometer) - Hydrosense system, ambas nas camadas de 0-0,10 m. Após as avaliações foram retiradas amostras indeformadas, pelo método do anel volumétrico, na mesma profundidade, para a obtenção da densidade do solo e volume total de poros (VTP) (EMBRAPA, 1997). A porosidade livre de água (PLA) foi obtida pela diferença entre o

VTP e a umidade do solo. Também foram retiradas amostras deformadas dos mesmos locais objetivando a obtenção do teor de matéria orgânica do solo, segundo metodologia descrita por RAIJ et al. (1987). Na condução das análises, a FCO₂, temperatura e PLA foram consideradas como o resultado da média dos 7 dias de avaliação.

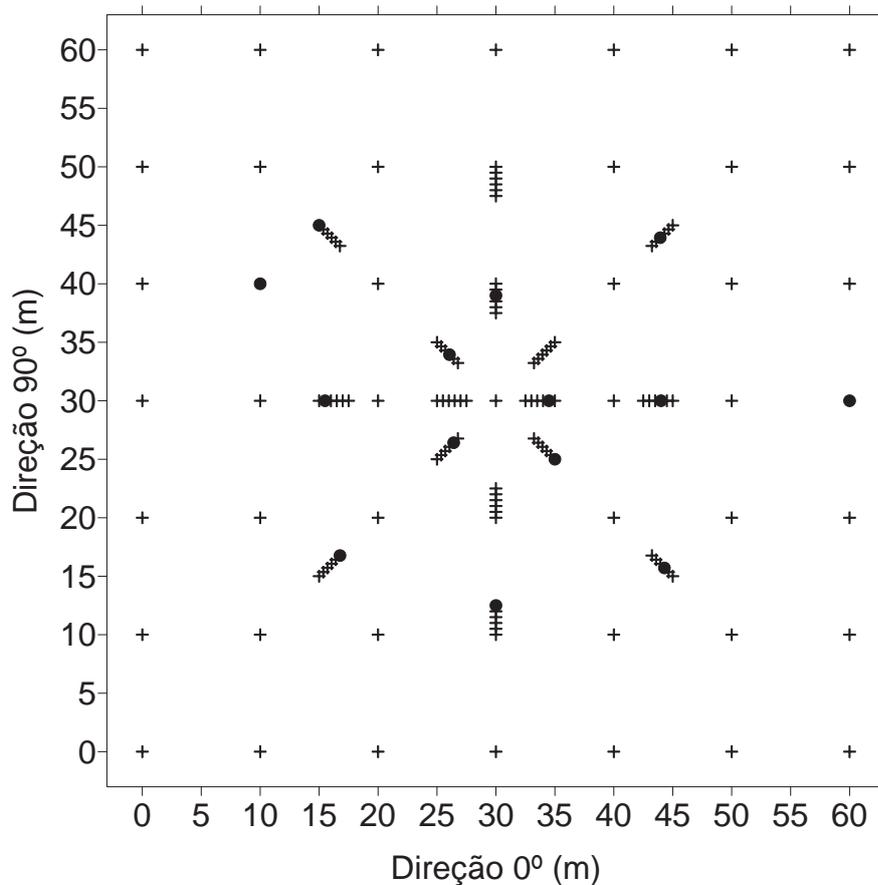


Figura 1. Malha amostral contendo 141 pontos para avaliação de FCO₂, temperatura, umidade do solo e avaliação das propriedades físico-químicas do solo. (•) Pontos utilizados no procedimento de validação externa.

A estatística descritiva (média \pm erro padrão, desvio padrão, coeficiente de variação, quartis, mínimo, máximo, assimetria e curtose) foi previamente utilizada na descrição das variáveis, objetivando fornecer informações para as interpretações das análises geoestatísticas (BOURGAULT et al., 1996). A variabilidade espacial das

variáveis foi determinada utilizando a modelagem do variograma experimental, com base na teoria das variáveis regionalizadas, (VIEIRA, 2000) o qual é estimado por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (1)$$

Em que, $\hat{\gamma}(h)$ é a semivariância experimental para uma distância de separação h , $z(x_i)$ é o valor da propriedade no ponto i , e $N(h)$ é o número de pares de pontos separados pela distância h . O variograma descreve a continuidade espacial das variáveis como função das distâncias entre duas localizações (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Neste estudo foram ajustados modelos esféricos, exponenciais e Gaussianos. O modelo esférico é dado por:

$$\begin{cases} \hat{\gamma}(h) = C_0 + C_1 \left[\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right]; & \text{se } 0 < h < a \\ \hat{\gamma}(h) = C_0 + C_1; & \text{se } h \geq a \end{cases} \quad (2)$$

O modelo exponencial:

$$\hat{\gamma}(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \frac{h}{a} \right) \right]; \text{ se } 0 < h < d \quad (3)$$

O modelo Gaussiano:

$$\hat{\gamma}(h) = C_0 + C_1 \left[1 - \exp \left(-3 \left(\frac{h}{a} \right)^2 \right) \right]; \text{ se } 0 < h < d \quad (4)$$

Na qual, d é a máxima distância do variograma.

Os parâmetros dos modelos estimados são conhecidos por efeito pepita (C_0), patamar (C_1) e alcance (a). O efeito pepita é resultante da soma de duas componentes: erro amostral e erro decorrente da variabilidade existente em escala inferior àquela medida. O patamar representa a semivariância na qual o modelo de variograma atinge o valor do alcance, sendo essa próxima a variância amostral dos dados. O alcance indica o limite de dependência espacial entre amostras, desta forma, amostras

espaçadas acima deste valor não apresentam dependência espacial entre si (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

O variograma é fortemente influenciado por distribuições assimétricas positivas, em que poucos valores podem contribuir para o aumento da semivariância (WEBSTER & OLIVER, 2009). Assim, aplicou-se a transformação logarítmica natural aos dados da FCO2 objetivando a remoção dos altos valores de assimetria e curtose apresentados. A transformação inversa foi realizada de forma ponderada, como demonstrado na equação 5.

$$\hat{z}(x_i) = \exp \left[\hat{y}(x_i) + \frac{\sigma_{KO}^2(x_i)}{2} \right] \quad (5)$$

Sendo que, $\hat{z}(x_i)$ é o valor da propriedade no ponto i após a transformação inversa, $\hat{y}(x_i)$ é o valor estimado da mesma no ponto i através da krigagem ordinária lognormal, e $\sigma_{KO}^2(x_i)$ é a variância da krigagem ordinária lognormal no ponto i . A transformação inversa ponderada produz estimativas não viesadas, embora seja extremamente sensível a qualquer erro devido à exponencial envolvida em seu cálculo (DEUTSCH & JOURNAL, 1998).

A escolha do melhor modelo ajustado aos variogramas utilizados no método da krigagem ordinária, baseou-se nas validações cruzada e externa e coeficiente de determinação (R^2) obtido para o ajuste do modelo. Para os variogramas utilizados no processo de simulação apenas o coeficiente de determinação do modelo foi considerado, uma vez que, por se tratar de um método estocástico as validações somente são acessadas após o término de todas as etapas do processo.

Para validação externa, 14 pontos selecionados aleatoriamente (10% dos dados originais) (CERRI et al., 2004; TEIXEIRA et al., 2011) foram retirados da malha amostral (Figura 1) antes do início da modelagem do variograma. Posteriormente são comparados com os valores estimados pela KO naqueles locais. Não houve diferenças significativas entre os dois conjuntos de dados, modelo ($n=127$) e validação ($n=14$), pelo

teste-t ($p > 0,05$). Nas duas validações (cruzada e externa) valores observados e estimados são utilizados para o cálculo da raiz do erro quadrático médio (RMSE).

$$RMSE = \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(x_i) - \hat{z}(x_i)]^2 \right\}^{0,5} \quad (6)$$

Em que, n é o número de valores utilizados na validação, $z(x_i)$ é o valor da propriedade no ponto i , e $\hat{z}(x_i)$ é o valor estimado da propriedade no ponto i . Menores valores de RMSE estão relacionados a uma maior acurácia nas estimativas.

A krigagem ordinária é uma média móvel ponderada das amostras vizinhas (Equação 7), sendo que os pesos (λ_i) de cada vizinho são determinados utilizando o modelo de correlação de dados estruturais, representado pela semivariância $\hat{\gamma}(h)$ em função de h (Equação 1), resultando em uma estimativa de variância mínima.

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i) \quad (7)$$

Na qual, $\hat{z}(x_0)$ é o valor estimado da propriedade no ponto 0, N é o número de valores utilizados na predição, λ é a ponderação associada a cada valor e $z(x_i)$ é o valor observado no ponto i . Apesar da krigagem ser a melhor estimativa linear não viesada, ela tem por característica apresentar menor variabilidade que os dados originais, superestimando os valores mais baixos e subestimando os valores mais elevados e com isso não reproduzindo tão bem o variograma ajustado e o histograma dos dados. A rotina-KB2D do programa computacional GSLIB - Geostatistical Software Library (DEUTSCH & JOURNEL, 1998) foi utilizada para o cálculo das estimativas da KO.

Por outro lado nas simulações estocásticas a reprodução dos momentos da distribuição referência (dados) é priorizada em relação a uma predição ótima com mínima variância da estimativa (krigagem ordinária). Diversos algoritmos de simulação estão disponíveis. No presente estudo utilizou-se a simulação sequencial gaussiana (SSG). Na SSG mapas equiprováveis da distribuição das variáveis são produzidos utilizando o modelo do variograma normalizado. As diferenças entre as diversas

realizações fornecem uma medida da incerteza associada à predição espacial dos dados.

Para o procedimento de simulação é necessário que os dados apresentem uma distribuição multigaussiana, o que implica na existência da distribuição normal, desta forma os valores das propriedades foram transformados (média e variância igual a 0 e 1, respectivamente). Após a normalização, verifica-se a existência de distribuição normal pelo teste de Kolmogorov-Smirnov. Todas as variáveis apresentaram normalidade após a transformação. Variogramas são ajustados nas variáveis transformadas. Posteriormente, um caminho aleatório capaz de passar por todos os pontos não amostrados da malha refinada é determinado. Estimativas locais do valor e variância são realizadas pela KO objetivando a construção da função de distribuição acumulada (fdac). A partir da fdac, considerando os valores originais vizinhos e os previamente simulados, a estimativa do valor em cada ponto da grade amostral é efetuada. Após a determinação dos valores simulados em todos os pontos de uma grade mais refinada, realiza-se a transformação de volta para os valores originais. Desta forma o procedimento é repetido até que todas as realizações sejam efetuadas. Neste trabalho foram consideradas 300 realizações de cada variável. Foram selecionadas aleatoriamente as realizações 30, 68, 176 e 214 de cada variável para representar as 300 simulações individuais geradas. A escolha de forma aleatória deve-se a manutenção das características do método, uma vez que, a seleção de realizações baseadas em algum parâmetro pode inibir a medida de incerteza fornecida pelo método (DEUTSH & JOURNAL, 1998). O procedimento da SSG baseou-se na rotina-SGSIM do Geostatistical Software Library (DEUTSCH & JOURNAL, 1998).

Os mapas produzidos pela KO e SSG foram gerados a partir de uma malha refinada com 94 linhas x 94 colunas, totalizando 8.836 pontos separados por uma distância regular de 0,65 m. Mapas dos valores mínimos, médios (*E-type*), máximos e de desvio padrão foram produzidos a partir da contabilização dos pontos simulados em cada local nas 300 realizações. Análises de Pearson foram conduzidas, nas estimativas *E-type* (N=300), para comparar o padrão espacial das diferentes variáveis. O número

mínimo de simulações a serem efetuadas foi avaliado por meio da correlação entre as estimativas *E-type* a cada 10 realizações e aquelas geradas pela KO.

A acurácia e bondade da reprodução da função de densidade de probabilidade pelos diferentes métodos de interpolação foi avaliada baseada na estatística G, como proposto por diversos autores (GOOVAERTS, 2001; HERBST et al., 2010; BOURENNANE et al., 2010). A proporção de valores simulados/estimados e dos dados originais que localizam-se em p intervalos de probabilidade, definidos pelos limites $(1 - p) / 2$ e $(1 + p) / 2$, foram comparados a partir de $\hat{F}(u, z|(n))$. Com base na fdac calculada para qualquer localização u da $\hat{F}(u, z|(n))$, e $z(u_j)$ com $j=1, \dots, N$ a fração de valores verdadeiros que caem em uma série de intervalos p de probabilidade simétricos são obtidas pela equação:

$$\bar{\xi}_{(p)} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \xi(u_j, p) \quad \forall p \in [0,1] \quad (8)$$

Em que $\xi(u_j, p)$ é dado por:

$$\xi(u_j, p) = \begin{cases} 1 & \text{se } \hat{F}^{-1}(u_j, (1-p)/2) < z(u_j) \leq \hat{F}^{-1}(u_j, (1+p)/2) \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (9)$$

Desta forma para avaliar a proximidade entre as frações simuladas/estimadas e o conjunto de dados calcula-se a estatística G, conforme demonstrado abaixo:

$$G = 1 - \int_0^1 [3a(p) - 2][\bar{\xi}(p) - p] dp \quad (10)$$

sendo $a(p)$:

$$a(p) = \begin{cases} 1 & \text{se } \bar{\xi}(p) \geq p \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (11)$$

Para casos não acurados $\bar{\xi}(p) < p$ os valores de $a(p)$ promovem uma ponderação duas vezes maior do que para os casos acurados, em que $\bar{\xi}(p) \geq p$. A melhor reprodução da fdac é representada por um valor G mais próximo a 1.

Segundo GOOVAERTS (2000) a acurácia na reprodução dos variogramas, pode ser avaliada pela seguinte equação:

$$\varepsilon_\gamma = \sum_{s=1}^S \frac{[\gamma(h_s) - \hat{\gamma}(h_s)]^2}{[\gamma(h_s)]^2} \quad (12)$$

Sendo S é o número de intervalos de distância h utilizados para a construção do variograma, e $\hat{\gamma}(h_s)$ é a semivariância na distância h_s calculada a partir dos valores estimados/simulados. O denominador elevado ao quadrado ($[\gamma(h_s)]^2$) promove uma ponderação, onde as menores distâncias h adquirem maiores pesos. A captação do modelo de variograma próximo a origem é mais relevante uma vez que grande parte da informação da variabilidade espacial está contida na pequena escala (menores valores h). Valores de ε_γ próximos a 0, indicam uma boa acurácia na reprodução dos variogramas.

Técnicas de interpolação como as simulações geoestatísticas possibilitam a quantificação das incertezas locais e espaciais relacionadas aos valores simulados nos locais não amostrados. A incerteza local foi avaliada previamente através da contabilização da probabilidade dos valores pontuais excederem determinado limite crítico (DELBARI et al., 2009; ZHAO et al., 2009). Neste estudo os limites foram definidos como os quartis calculados para o conjunto de dados de cada variável. O procedimento quantifica o número de mapas simulados em que a variável excede pontualmente o limite indicado:

$$\text{Prob}[z(x_0) \geq z_c] = \frac{n(x_0)}{L} \quad (13)$$

Na qual, $z(x_0)$ é o valor da variável z na localização x_0 , z_c é o limite crítico adotado, $n(x_0)$ é o número de realizações em que a variável apresenta valor acima de z_c e L é o número total de realizações geradas, neste estudo $L = 300$ para todas as variáveis.

Após a quantificação da incerteza local, a incerteza espacial foi avaliada com base no cálculo da probabilidade conjunta (P_c) (JUANG et al., 2004). A P_c nos auxilia na determinação da confiabilidade de áreas delineadas com alta probabilidade dos valores simulados excederem os limites críticos ($\text{Prob}[z(x_0) \geq z_c]$). Para o cálculo da P_c foram considerados as áreas que apresentaram probabilidade maior ou igual a 95 e 98%, calculadas com base na equação 13. O procedimento consiste na contabilização

do número de realizações em que todos os locais, com probabilidades maior ou igual a 95 e 98%, aparecem simultaneamente simulados acima do valor crítico.

$$\text{Prob}[z(x_{01}) \geq z_c, z(x_{02}) \geq z_c, \dots, z(x_{0N}) \geq z_c] = \frac{n(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0N})}{L} \quad (14)$$

Sendo, $n(x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0N})$ é o número de realizações em que os valores simulados nas localizações $x_{01}, x_{02}, \dots, x_{0N}$ apresentam conjuntamente valores acima do limite crítico adotado (z_c), e L é o número de realizações efetuadas na simulação ($L=300$). Valores mais próximos a 1 fornecem uma maior confiabilidade e menor incerteza espacial da área.

Para avaliar a qualidade das estimativas *E-type* de cada variável, os mapas gerados foram submetidos à validação externa (BOURENNANE et al. 2010), baseada no erro sistemático (ES), erro sistemático padronizado (ESp), raiz do erro quadrático médio (RMSE) (Equação 6) e raiz do erro quadrático médio padronizado (RMSEp) (CHAI et al., 2007; CHIRICO et al., 2007; HENGL, 2007; TEIXEIRA et al., 2011) dos dados pelas seguintes equações:

$$ES = \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [z(x_i) - \bar{z}] \right\}^{0.5} \quad (15)$$

$$ESp = \frac{ES}{\sigma} \quad (16)$$

$$RMSEp = \frac{RMSE}{\sigma} \quad (17)$$

Na qual, n é o número de valores utilizados na validação ($n=14$), $z(x_i)$ é o valor da propriedade no ponto i , \bar{z} é a média dos valores *E-type* estimados para os n pontos utilizados na validação e σ é o desvio padrão da variável. Para estimativas não viesadas, ES deve ser próximo à zero. A superestimativa ou subestimativa foi avaliada pela diferença entre as médias dos valores observados e estimados.

IV RESULTADOS E DISCUSSÃO

A média da emissão de CO₂ do solo ao longo dos dias avaliados ($1,57 \pm 0,07 \mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$) apresentou-se menor que àquelas apontadas por outros autores, em Latossolos sob o cultivo da cana-de-açúcar (PANOSSO et al., 2008; PANOSSO et al., 2011; SILVA-OLAYA, 2010), fato este pode estar relacionado à ausência de precipitações nos dias anteriores a condução do experimento, alta compactação do solo, apresentando valores médios de densidade do solo de $1,50 \pm 0,01 \text{ g cm}^{-3}$, e baixo teor de matéria orgânica ($4,75 \pm 0,05 \text{ g dm}^{-3}$) (Tabela 1). BRITO et al. (2009) avaliando a respiração do solo sob cultivo de cana-de-açúcar, no sistema de cana crua, em diferentes posições topográficas, verificaram valores médios de emissão de 2,39 a 2,97 $\mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$. A alta variabilidade dos valores da emissão caracterizada pelo alto valor CV (50,02%) é relatada em diversos estudos, evidenciando a necessidade da caracterização espacial desta propriedade com o auxílio da geoestatística (PANOSSO et al., 2009a; HERBST et al., 2009; TEIXEIRA et al., 2011). A grande homogeneidade observada para a temperatura do solo (CV = 1,69%) provavelmente está relacionada à cobertura do solo por meio dos resíduos da cultura, característica do manejo adotado (PANOSSO et al., 2009a).

A respiração do solo é resultante dos processos de produção e transporte do CO₂ do interior dos solos para a atmosfera (LUO & ZHUO, 2006), desta forma as variáveis relacionadas a esses processos afetam a emissão. A emissão apresentou correlação linear positiva com a PLA ($r = 0,27$; $p < 0,01$) e matéria orgânica ($r = 0,25$; $p < 0,05$) e negativa com a densidade do solo ($r = - 0,41$; $p < 0,01$).

OHASHI & GYOKUSEN (2007) estudando a variabilidade espacial e temporal da respiração do solo em áreas sob floresta (*Cryptomeria japonica* D. Don) identificaram a compactação do solo como um dos fatores correlacionados à emissão. Embora neste estudo não tenha sido observada correlação entre a emissão e temperatura do solo, esta pode influenciar diretamente o processo de produção afetando a dinâmica dos microorganismos do solo. A ausência de correlação entre a temperatura e a respiração

pode ser atribuída a baixa variabilidade da temperatura durante as avaliações (Tabela 1).

Tabela 1. Estatística descritiva da emissão de CO₂ do solo e propriedades influentes.

	Média	EP	DP	CV	Mín	Q1	Q2	Q3	Máx	Assi	Curt
FCO2	1,57	0,07	0,79	50,02	0,34	0,99	1,34	2,09	4,08	0,86	0,14
PLA	34,21	0,44	5,22	15,26	22,95	30,49	34,58	37,49	49,15	0,14	-0,01
Temp	19,40	0,03	0,33	1,69	18,50	19,24	19,44	19,62	20,33	-0,44	0,59
MO	4,75	0,05	0,57	11,89	3,00	4,40	4,70	5,20	6,10	0,10	0,02
Ds	1,50	0,01	0,14	9,50	1,06	1,39	1,50	1,59	1,86	-0,25	0,39

n = 141; FCO2 = emissão de CO₂ do solo ($\mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$); PLA = porosidade livre de água (%); Temp = temperatura do solo (°C); MO = matéria orgânica (g dm^{-3}); Ds = densidade do solo (g cm^{-3}); EP = erro padrão da média; DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação (%); Mín = mínimo; Q1 = primeiro quartil; Q2 = segundo quartil ou mediana; Q3 = terceiro quartil; Máx = máximo; Assi = coeficiente de assimetria; Curt = coeficiente de curtose.

A caracterização da estrutura de variabilidade espacial foi determinada ajustando-se modelos de variograma (Tabela 2). Para a maioria das técnicas geoestatísticas, como a krigagem ordinária, a distribuição normal dos dados não é característica obrigatória, porém, a normalidade é desejada por permitir a inferência de outras estatísticas como a máxima verossimilhança (WEBSTER & OLIVER, 2009). Desta forma utilizou-se a transformação logarítmica para a emissão de CO₂ do solo, visando à correção dos valores de assimetria apresentados na Tabela 1. Este procedimento é frequentemente utilizado para a descrição espacial de FCO2 (ROCHETTE et al., 1991; PRINGLE & LARK, 2006; KOSUGI et al., 2007; HERBST et al., 2010). A temperatura do solo também apresenta altos valores de assimetria e curtose, porém a transformação não foi utilizada, uma vez que, somente deve ser aplicada para distribuições assimétricas positivas (WEBSTER & OLIVER, 2009). Entretanto, para predições baseadas na simulação sequencial Gaussiana, a transformação normal deve ser realizada, como uma etapa do processo, visando garantir a normalidade dos dados utilizados (Tabela 2).

Tabela 2. Tipo de transformação empregada, parâmetros dos modelos ajustados aos variogramas experimentais da emissão de CO₂ do solo (FCO₂), porosidade livre de água (PLA), temperatura do solo (Temp), teor de matéria orgânica do solo (MO) e densidade do solo (Ds).

Variável	Transf	Modelo	C ₀	C ₀ +C ₁	A (m)	C ₀ /C ₀ +C ₁	R ²	VC	VE
FCO ₂	Ln	Gaus.	0,15	0,31	27,02	0,50	0,90	0,79	0,42
	Normal	Gaus.	0,68	1,19	25,39	0,57	0,90	---	---
PLA	---	Exp.	14,88	24,89	30,93	0,60	0,99	5,02	5,11
	Normal	Exp.	0,60	1,07	26,50	0,56	0,99	---	---
Temp	---	Gaus.	0,06	0,12	21,95	0,48	0,97	0,30	0,28
	Normal	Esf.	0,46	0,83	20,20	0,56	0,73	---	---
MO	---	Gaus.	0,19	0,40	49,72	0,48	0,88	0,50	0,50
	Normal	Gaus.	0,65	1,32	46,59	0,49	0,99	---	---
Ds	---	Exp.	0,01	0,02	11,28	0,66	0,81	0,13	0,14
	Normal	Esf.	0,69	0,98	12,74	0,71	0,76	---	---

n = 127; Transf = transformação da distribuição dos dados; Ln = transformação logarítmica natural; Normal = transformação normal; C₀ = efeito pepita; C₀+C₁ = patamar; A = alcance (m); C₀/C₀+C₁ = grau de dependência espacial; VC = índices RMSE para a validação cruzada; VE = índices RMSE para a validação externa; Gaus. = modelo Gaussiano; Exp. = modelo exponencial; Esf. = modelo esférico.

Com exceção da temperatura e densidade do solo, os mesmos modelos foram obtidos para os dados transformados e não transformados. Para a FCO₂ foram ajustados modelos Gaussianos, embora para a maioria dos estudos modelos esféricos (CARDELLINI et al., 2003; LEWICKI et al., 2005; HERBST et al., 2010; BRITO et al., 2010; TEIXEIRA et al., 2011) e exponenciais (STOYAN et al., 2000; PANOSSO et al., 2009a) apresentam melhores ajustes. Cada modelo descreve a variabilidade de forma distinta sendo, junto a seus parâmetros, responsáveis pelas características existentes nos padrões espaciais de cada variável. O modelo esférico, característico de variáveis com mudanças abruptas em grandes distâncias, descreve, assim como o modelo exponencial, fenômenos relativamente irregulares, enquanto o modelo Gaussiano é adotado para fenômenos regulares e contínuos (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989). Desta forma, o ajuste do modelo Gaussiano ao variograma experimental da FCO₂ demonstra que, embora esta apresente alta variabilidade (Tabela 1), sua distribuição espacial apresentou-se suavemente distribuída no espaço. Vale salientar que tal fato pode ser decorrente do arranjo dos pontos na malha amostral utilizada neste experimento e também da intensa cobertura do solo pelos resíduos da cultura. A malha amostral extremamente adensada possibilitou a avaliação das variáveis em escala reduzida

(0,50 metros), possibilitando a captação de uma grande similaridade em pequenas distâncias para as propriedades aqui estudadas.

O grau de dependência espacial foi classificado como moderado para todas as variáveis, caracterizado pela relação $0,25 < C_0/C_0+C_1 < 0,75$ (CAMBARDELLA et al., 1994). Ao comparar os modelos ajustados aos variogramas utilizados no processo de SSG e KO, nota-se a semelhança dos valores de dependência espacial, assim como os alcances obtidos, demonstrando que a estrutura espacial manteve-se, mesmo após a transformação normal. Resultados estes semelhantes aos encontrados por DELBARI et al. (2009) ao avaliar a incerteza espacial do conteúdo de água do solo.

BRITO et al. (2010) e PANOSSO et al. (2009a) estudando a FCO₂ em solos sob cultivo de cana-de-açúcar e manejo de cana crua determinaram estruturas de moderada dependência espacial. HERBST et al. (2009), avaliando a FCO₂ em solo desprovido de vegetação determinaram estruturas com dependências variando de fraca a forte. O alcance obtido para FCO₂ (27,02 m) foi semelhante aquele encontrado por BRITO et al. (2010) para as posições topográficas ombro e sopé, no mesmo tipo de solo e cobertura. PANOSSO et al. (2009a), a partir de uma malha amostral com 60 pontos espaçados entre 13,30 m (190 × 50 m) observaram valores de alcance variando desde a total independência entre as amostras até próximos a 73,2 m.

Assim como para a FCO₂, o ajuste do modelo Gaussiano ao variograma experimental da temperatura do solo e teor de matéria orgânica deve-se, principalmente, à presença de cobertura vegetal sobre o solo, provocando a homogeneização da área em estudo, efeito similar ao encontrado por PANOSSO et al. (2009b) ao obter uma maior uniformidade devido a lâmina de molhamento aplicada sobre a área desprovida de vegetação. AL-KAYSSI (2002) estudando a variabilidade espacial da temperatura do solo em casas de vegetação, ao longo de uma transecção com 55 m, identificou a presença de modelo esférico com estrutura de dependência espacial até 34 m de distância.

A FCO₂ apresentou uma maior correlação com a Ds ($r = - 0,41$; $p < 0,01$), no entanto a grande semelhança entre os alcances dos modelos de variograma ajustados a FCO₂ (27,02 e 25,39 m) e PLA (30,93 e 26,50 m) sugere uma maior correlação

espacial entre elas, sendo a PLA, possivelmente, a variável com maior influência espacial sobre a FCO₂, neste estudo. A Ds e MO foram aquelas que apresentaram menor (11,28 e 12,74 m) e maior (49,72 e 46,59 m) valores de alcance, respectivamente, indicando uma menor continuidade espacial por parte da Ds em relação a MO.

TEIXEIRA et al. (2011), avaliando o número de realizações necessárias para a simulação da emissão de CO₂ do solo, verificou que a média de 20 realizações promoveu a estabilização do desvio padrão das estimativas, possibilitando a avaliação da incerteza espacial com acurácia nas estimativas. CARDELLINI et al. (2003), LEWICK et al. (2005) e MAZOT et al. (2011), avaliando a respiração do solo em áreas de vulcão utilizaram 100 realizações para a caracterização espacial da FCO₂.

Os maiores valores de correlação foram encontrados para a temperatura do solo variando de 0,86 a 0,95 ($p < 0,01$), sendo os menores valores encontrados para a PLA (0,70 a 0,87; $p < 0,01$). Os valores observados para os coeficientes de correlação linear não foram mais elevados devido, principalmente, à técnica de simulação condicional honrar a distribuição dos dados nos locais amostrados. Assim, em todas as realizações e, conseqüentemente, nas estimativas *E-type* (média), o valor observado em campo foi reproduzido, ao contrário da KO, onde uma estimativa por meio de média ponderada foi produzida para esses mesmos locais, gerando valores suavizados ao longo da área em estudo. A estabilização dos valores do coeficiente de correlação linear indica o número mínimo de simulações que devem ser consideradas para a avaliação das incertezas para cada variável, sendo esta inversamente relacionada à variabilidade dos dados originais. Portanto, menos realizações são necessárias para variáveis com maior homogeneidade (GOOVAERTS, 1999).

As variáveis Temp e FCO₂ indicaram a necessidade do menor (60) e maior (140) número de realizações da simulação, respectivamente, sendo estas variáveis aquelas que apresentaram o maior e menor grau de homogeneidade (Tabela 1). Para a PLA, MO e Ds foram necessárias um mínimo de 120, 110, e 70 realizações, respectivamente, para a estabilização dos coeficientes de correlação linear. GOOVAERTS (1999) avaliando o espaço de incerteza das estimativas da permeabilidade do solo indicou que

100 imagens foram suficientes para gerar mapas de riscos, embora a partir da 20ª realização o aumento do espaço da incerteza seja extremamente suave. Desta forma a utilização de 300 realizações possibilitou a completa avaliação das incertezas das estimativas de todas as propriedades deste estudo.

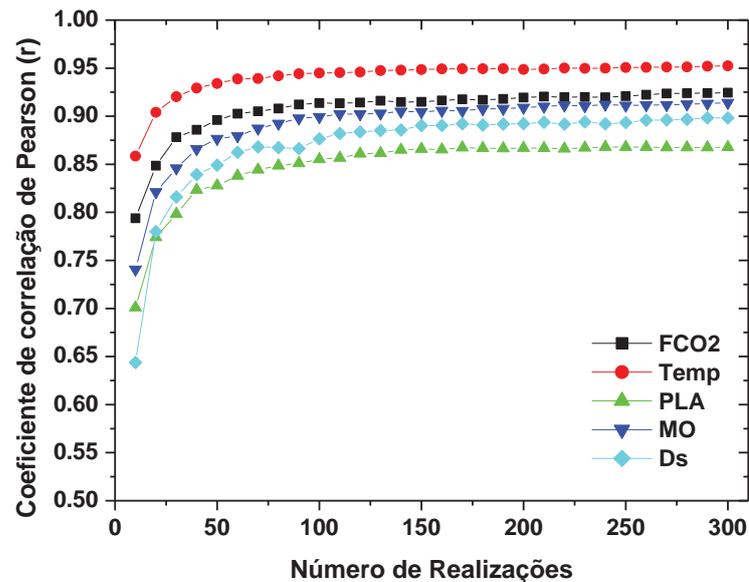


Figura 2. Correlação entre os valores estimados pela KO e a média das realizações da SSG.

Segundo DEUTSH & JOURNAL (1992), deve-se reter sempre mais de uma imagem para se avaliar a incerteza associada às simulações, sendo este número dependente da variabilidade obtida entre elas. No presente estudo, foram selecionadas aleatoriamente quatro realizações do conjunto simulado ($n=300$), para a representação da estrutura espacial de cada variável (Figura 3). Cada realização representou uma imagem realista da distribuição espacial da variável sem o efeito de suavização promovido pela KO (DELBARI et al, 2009). As diferenças entre as realizações alternativas fornecem medidas visuais da incerteza espacial associada às estimativas (DEUTSH & JOURNAL, 1998). Os mapas de desvio padrão representam a variação pontual dos valores simulados em todas as realizações ($n=300$), ou seja, representam a incerteza local associada às predições baseadas nos valores observados e na malha

amostral (GRUNWALD et al., 2007). Desta forma os desvios se tornam nulos nos locais onde há valores observados devido à característica condicional da simulação. Para a FCO₂ nota-se a predominância de altos valores, acima de 3,30 $\mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$, na porção superior direita e centro do mapa, enquanto valores baixos, menores que 1,80 $\mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$, apresentam-se distribuídos em toda área, mas com maior persistência entre as realizações na porção superior do mapa. O mapa de desvio padrão associado à estimativa da FCO₂ indica que o desvio foi maior para áreas com altos valores estimados, sendo estes mais incertos que os valores mais baixos. Resultado este semelhante ao observado por GRUNWALD et al. (2007) para estimativas do fósforo total do solo.

As diferentes realizações selecionadas aleatoriamente para a representação espacial da PLA demonstram alguns padrões específicos, como a presença de valores intermediários, 32,95 a 40,45 %, na porção superior direita e central dos mapas. Para a temperatura do solo observa-se a persistência de baixos valores (< 16,75 °C) na porção superior esquerda, enquanto valores intermediários (19,50 a 20,00 °C) são observados na porção central das imagens. Os valores simulados acima de 20,25 °C apresentaram-se associados a uma grande incerteza em toda a área. Valores mais elevados de matéria orgânica predominam com grande erraticidade na parte central do mapa. Embora em algumas realizações sejam evidentes áreas contínuas de altos valores de densidade do solo, estas apresentam grande incerteza em sua predição. Para a temperatura do solo os maiores valores de desvios foram associados aos menores valores preditos. Em contrapartida, para a PLA e Ds os maiores desvios foram observados em regiões com menor densidade amostral, resultado semelhante ao encontrado por DELBARI et al. (2009). Para a MO altos desvios apresentaram-se distribuídos em toda a área experimental.

A qualidade das realizações (SSG) e estimativas (KO e *E-type*) foi avaliada por meio da estatística descritiva dos dados simulados e estimados (Tabela 3) (DELBARI et al., 2009; TEIXEIRA et al., 2011). Para ambos os métodos, KO e SSG, 8833 pontos foram gerados a partir dos 127 pontos originais (não incluindo os 14 pontos retirados para a validação externa). As estatísticas calculadas para as estimativas *E-type* e KO

foram similares, uma vez que, conforme apresentado na Figura 2, um grande número de realizações produziu um mapa médio cujos valores convergiram para valores semelhantes ao mapa da KO (CHILÉS & DELFINER, 1999). As estimativas produzidas pela KO apresentam alto grau de suavização, representado pela diminuição dos valores CV e de desvio padrão, tal fenômeno deve-se ao procedimento de KO não ser um interpolador exato, subestimando os altos valores e superestimando os valores mais baixos (TEIXEIRA et al., 2011).

As estatísticas referentes às realizações individuais da SSG apresentam valores de CV e desvio padrão próximos aos valores obtidos em campo, evidenciando a manutenção dessas estatísticas, mesmo após o processo de interpolação. Os valores mínimos e máximos produzidos pela SSG foram os mesmos daqueles obtidos em campo. O desempenho da KO em relação às estimativas da média da FCO₂ foi superior a algumas realizações individuais da SSG. Tal fato pode ser explicado pela estimativa da FCO₂ ser realizada em uma distribuição lognormal, onde, embora o processo produza erros durante a transformação de volta aos valores originais, a distribuição próxima à normal possibilita estimativas mais acuradas (PAZ-GONZALEZ et al., 2001). Ao passo que, apesar da SSG também partir de dados normalizados, o modelo de variograma ajustado apresentou um menor grau de dependência espacial (Tabela 2), indicando uma maior contribuição do efeito pepita nas estimativas, o que provocou maiores erros. A média produzida pela estimativa *E-type* apresentou-se próxima aos dados originais, indicando que, apesar de algumas realizações selecionadas subestimarem a média da FCO₂, outras realizações, não selecionadas (n=300), possibilitaram a reprodução mais satisfatória da média da FCO₂ em comparação ao método da KO.

Para Temp, MO e Ds, as estimativas mais acuradas dos valores de médias realizadas pela KO também foram associadas à presença de distribuição normal e de variogramas com maior grau de dependência espacial, do que aqueles utilizados no processo de SSG. Entretanto para a PLA o desempenho da KO deve-se somente aos baixos valores de assimetria e curtose obtidos para as variáveis originais. DELBARI et

al. (2009) avaliando diferentes métodos para estimativa do conteúdo de água no solo observou que os métodos de KO e SSG estimaram valores de média semelhantes.

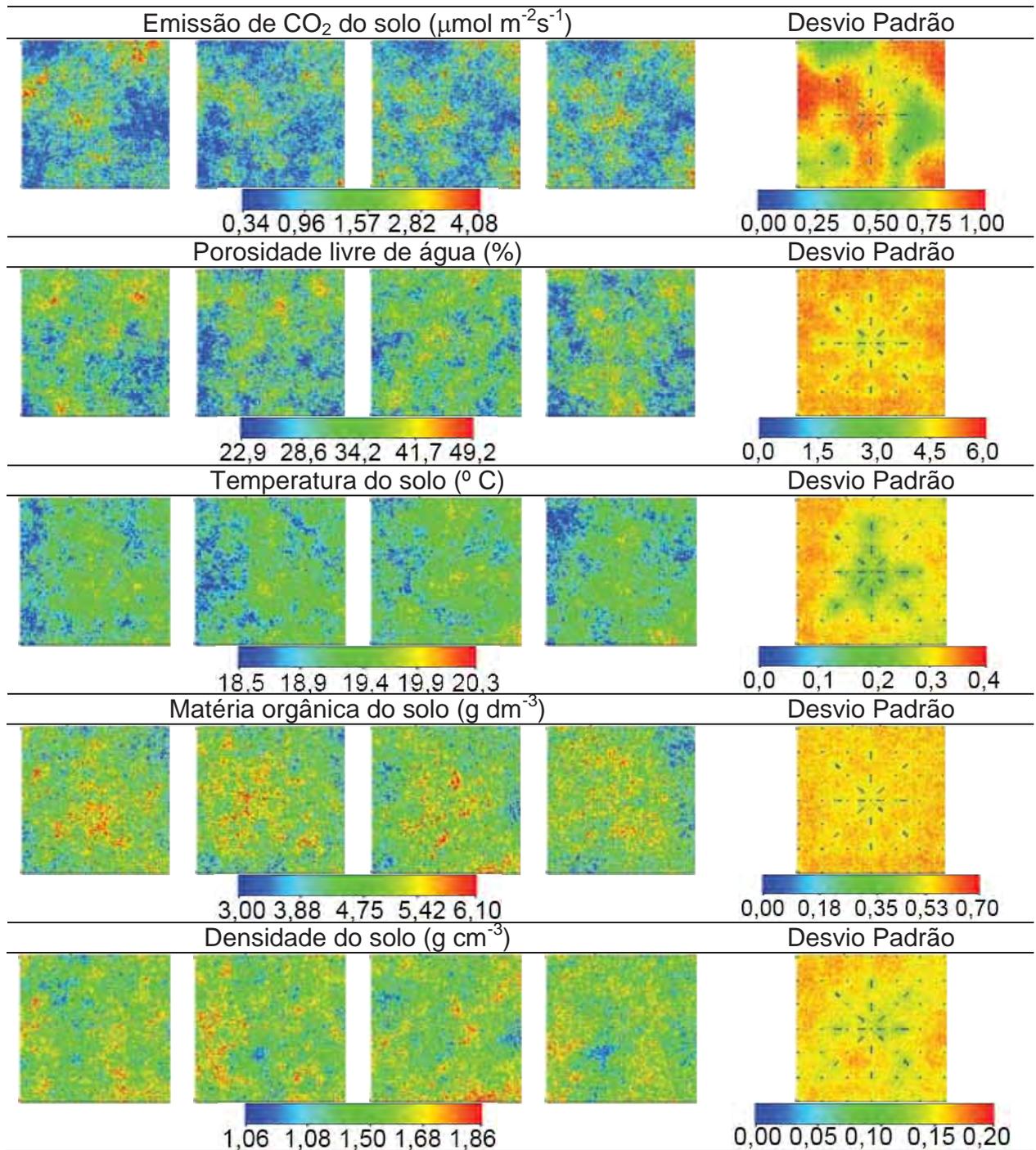


Figura 3. Realizações aleatórias selecionadas para a representação da distribuição espacial das variáveis e mapas de desvio padrão associado aos valores simulados.

Tabela 3. Estatística descritiva dos mapas gerados pela KO e SSG.

Método	N	Média	EP	DP	CV	Mín ⁹	Máx ¹	Ass	Curt
Emissão de CO ₂ do solo ($\mu\text{mol m}^{-2}\text{s}^{-1}$)									
Dados	141	1,57	0,07	0,79	50,02	0,34	4,08	0,86	0,14
KO	8833	1,46	0,00	0,37	25,39	0,63	2,66	0,32	-0,17
<i>E-type</i>	8833	1,50	0,00	0,35	23,15	0,34	4,08	0,37	0,46
SSG30	8833	1,48	0,01	0,89	60,01	0,34	4,08	0,94	0,15
SSG68	8833	1,34	0,01	0,78	57,95	0,34	4,08	1,06	0,61
SSG176	8833	1,53	0,01	0,85	55,54	0,34	4,08	0,85	-0,07
SSG214	8833	1,36	0,01	0,79	58,24	0,34	4,08	1,03	0,46
Porosidade livre de água (%)									
Dados	141	34,21	0,44	5,22	15,26	22,95	49,15	0,14	-0,01
KO	8833	33,59	0,03	2,93	8,73	24,82	40,99	-0,25	-0,55
<i>E-type</i>	8833	33,54	0,02	2,07	6,18	22,95	49,15	-0,24	0,02
SSG30	8833	33,49	0,06	5,46	16,30	22,95	49,15	0,02	-0,61
SSG68	8833	32,21	0,06	5,26	16,33	22,95	49,15	0,12	-0,66
SSG176	8833	33,68	0,05	5,04	14,97	22,95	49,15	-0,10	-0,55
SSG214	8833	32,47	0,06	5,43	16,72	22,95	49,15	0,10	-0,71
Temperatura do solo (° C)									
Dados	141	19,40	0,03	0,33	1,69	18,50	20,33	-0,44	0,59
KO	8833	19,32	0,00	0,18	0,90	18,50	19,69	-0,35	-0,60
<i>E-type</i>	8833	19,31	0,00	0,16	0,85	18,50	20,33	-0,11	0,00
SSG30	8833	19,26	0,00	0,34	1,74	18,50	20,33	-0,33	-0,22
SSG68	8833	19,24	0,00	0,34	1,77	18,50	20,33	-0,36	-0,34
SSG176	8833	19,35	0,00	0,33	1,68	18,50	20,33	-0,36	0,21
SSG214	8833	19,26	0,00	0,35	1,80	18,50	20,33	-0,35	-0,16
Matéria orgânica do solo (g dm^{-3})									
Dados	141	4,75	0,05	0,57	11,89	3,00	6,10	0,10	0,02
KO	8833	4,61	0,00	0,23	5,01	3,00	5,03	-0,35	-0,45
<i>E-type</i>	8833	4,61	0,00	0,25	5,34	3,00	6,10	0,11	0,47
SSG30	8833	4,56	0,01	0,60	13,07	3,00	6,10	0,05	0,09
SSG68	8833	4,59	0,01	0,59	12,83	3,00	6,10	0,02	0,03
SSG176	8833	4,61	0,01	0,59	12,87	3,00	6,10	0,05	0,03
SSG214	8833	4,56	0,01	0,59	12,98	3,00	6,10	-0,09	0,09
Densidade do solo (g cm^{-3})									
Dados	141	1,50	0,01	0,14	9,50	1,06	1,86	-0,25	0,39
KO	8833	1,51	0,00	0,04	2,84	1,37	1,65	-0,18	-0,28
<i>E-type</i>	8833	1,50	0,00	0,06	3,70	1,06	1,83	-0,25	0,65
SSG30	8833	1,49	0,00	0,16	10,46	1,06	1,86	-0,29	0,20
SSG68	8833	1,50	0,00	0,16	10,44	1,06	1,86	-0,28	0,21
SSG176	8833	1,50	0,00	0,16	10,78	1,06	1,86	-0,28	0,12
SSG214	8833	1,49	0,00	0,15	10,37	1,06	1,86	-0,37	0,28

EP = erro padrão da média; DP = desvio padrão; CV = coeficiente de variação; Mín = mínimo; Máx = máximo; Assi = coeficiente de assimetria; Curt = coeficiente de curtose; KO = krigagem ordinária; *E-type* = média das 300 realizações; SSG = simulação sequencial Gaussiana.

A reprodução das funções de densidade de probabilidade acumulada (fdac) e dos variogramas dos dados interpolados são apresentadas na Figura 4. Para todas as variáveis analisadas, as simulações individuais apresentaram melhor reprodução das fdac, e dos variogramas em comparação à KO, apresentando valores das estatísticas G e $\varepsilon_{(\gamma)}$ mais próximos a 1 e 0, respectivamente. Novamente as estatísticas demonstram a grande semelhança entre as estimativas *E-type* e aquelas geradas pela KO (Figura 4 e 5). O baixo desempenho da KO na reprodução dos variogramas e fdac evidencia que esta não deve ser utilizada quando a reprodução das estatísticas e da estrutura de variabilidade dos dados é desejada. As flutuações ergódicas, pequenas diferenças entre as estatísticas observadas e previstas pela SSG, tem origem em cada etapa do procedimento da simulação (GOOVAERTS, 1997), tendo papel fundamental na obtenção de incertezas maiores e, portanto, mais conservadoras. As reproduções exatas destas funções somente são aconselháveis quando podemos assumir a exatidão e irrefutabilidade das amostras (DEUTSH & JOURNEL, 1998).

As estatísticas G demonstram que para a FCO₂, as realizações 176 e 214 apresentaram uma boa reprodução da fdac dos dados originais, atingindo valores de 0,53 e 0,48, respectivamente. As realizações 176 e 214 produziram ligeira superestimativa da fdac ao longo de todos os dados, ao passo que a KO e *E-type* propiciaram uma subestimativa para os valores da fdac $< 0,30$ e superestimativa para a fdac $> 0,30$. Em contrapartida as outras realizações selecionadas (30a e 68a) não obtiveram bom desempenho apresentando valores G iguais a 0,28. A baixa reprodução da fdac e variograma deve-se ao reescalonamento do modelo de variograma devido à transformação normal e posterior utilização da KO na estimativa das médias locais, procedimento utilizado para contornar a ausência de estacionariedade observada nos dados (DEUTSH & JOURNEL, 1998). BOURENNANE et al. (2010) afirmam que todos os procedimentos utilizados para a simulação, tais como utilização da krigagem ordinária ou simples, número máximo de nós simulados, raio de busca e escolha de valores superiores e inferiores de interpolação, afetam profundamente a qualidade dos resultados obtidos. Os variogramas calculados com base nos dados interpolados a partir da SSG apresentaram comportamento similar até a distância de 20 m, pouco

menor que o alcance do modelo utilizado (Tabela 2). Embora os variogramas obtidos para a SSG não coincidam exatamente com o modelo utilizado, estes apresentaram valores de $\varepsilon_{(\gamma)}$ em média 02 vezes mais acurado que aqueles obtidos para a KO.

Para a PLA e temperatura do solo o método de SSG apresentou valores da estatística G, variando de 0,29 a 0,69, e de 0,58 a 0,59, respectivamente. Assim como para a FCO₂, as realizações individuais apresentaram em média uma ligeira superestimativa dos valores para $fdac < 0,70$. A temperatura do solo e PLA apresentaram os mais altos valores da estatística G para a KO (0,38), embora estes sejam em média 1,51 vezes menores que os valores obtidos para as simulações individuais. As estimativas *E-type* e KO produziram subestimativas para $fdac < 0,50$. A reprodução dos variogramas foi extremamente eficaz por parte da SSG, fornecendo estruturas com efeito pepita e patamar semelhantes ao modelo original (Tabela 2). Os valores $\varepsilon_{(\gamma)}$ calculados para as simulações individuais variaram de 0,13 a 0,32 para a PLA e 0,18 a 1,22 para a temperatura do solo, enquanto a KO apresentou valores de 5,61 a 6,16, para a PLA e temperatura do solo, respectivamente.

As SSG individuais alcançaram alta reprodução da $fdac$ para a Ds, abrangendo valores G que variaram de 0,60 a 0,62, enquanto o método da KO apenas apresenta estimativas para $0,35 < fdac < 0,70$, resultando em valores G em média 2,75 vezes menor que aqueles obtidos para a SSG. A reprodução do variograma pela SSG apresentou modelo e alcance semelhante aos dados observados. A estatística $\varepsilon_{(\gamma)}$ fornece valores entre 0,18 e 0,30 para a SSG, sendo em média 35 vezes menor que aqueles obtidos para a KO (8,80) e *E-type* (7,95). Para a MO, a SSG, embora promova a reprodução mais acentuada da $fdac$ que a KO, apresenta uma superestimativa para valores entre $0,40 < fdac < 0,60$. Entretanto as diferentes realizações fornecem modelos variográficos com o mesmo patamar e alcances próximos àqueles ajustados, embora o modelo sugerido seja exponencial.

Os valores mínimo, médios e máximos simulados pontualmente são apresentados na Figura 5. Segundo GRUNWALD et al. (2007) a média das realizações representa o sinal dominante da propriedade na área, enquanto o intervalo de resultados possíveis é caracterizado pelos mínimos e máximos valores produzidos,

representando o melhor e o pior cenário possíveis gerados para cada variável. A FCO₂ apresentou uma variação média na área de 0,36 a 3,85 $\mu\text{mol m}^{-2} \text{s}^{-1}$, o que resultaria numa enorme variação da emissão de 0,18 a 1,85 t de CO₂ ha⁻¹ ao longo do curto período avaliado, considerando os diferentes cenários. Esta grande diferença, embora esteja dentro dos limites dos valores observados (Tabela 1), deve-se a presença de áreas com menor densidade amostral que resultaram em estimativas extremamente erráticas. Considerando os fatores de emissão do cultivo de cana-de-açúcar, relatados por DE FIGUEIREDO & LA SCALA (2011), e os diferentes cenários gerados neste trabalho, a FCO₂ passaria a ser a principal fonte de emissão em áreas de cana crua, acima do uso do diesel e de fertilizantes nitrogenados, alterando significativamente os inventários de emissões de gases do setor agrícola. O mapa dos valores mínimos da FCO₂ apresenta grande homogeneidade na área, enquanto aquele gerado com os maiores valores apresenta maior semelhança com a estimativa *E-type*, e com o mapa dos desvios (Figura 3), apresentando menores valores na parte superior e esquerda do mapa.

A mínima realização da PLA apresenta menores valores em regiões com baixa densidade amostral, enquanto na realização máxima os maiores valores estão associadas à parte inferior do mapa. No melhor cenário, a PLA apresentou uma média de 23,25%, enquanto no pior cenário apresentou um valor médio de 46,02%. As realizações mínima e máxima para a temperatura indicam a presença dos maiores valores predominantemente na linha de 90°, os diferentes cenários fornecem um intervalo de incerteza de 18,54 a 20,11 °C.

Para a MO a região central do mapa, alta densidade amostral, apresentou os maiores valores na realização mínima, enquanto a realização máxima apresentou grande homogeneidade espacial. O cenário representado pelas menores estimativa produziu uma média de 3,12 g dm⁻³, ao passo que a realização com as maiores estimativas forneceu um valor médio de 6,04 g dm⁻³. Para a Ds os cenários estimaram valores de 1,08 e 1,85 g cm⁻³.

Conforme indicado pelo variograma (Tabela 2), a PLA apresentou a maior correlação no espaço ($r = 0,26$; $p < 0,01$) com a FCO₂ (Figura 5). Assim como a PLA,

embora com menor intensidade, a MO e temperatura do solo também apresentaram correlação positiva de 0,13 e 0,04 ($p < 0,01$), respectivamente. Para a Ds obteve-se uma correlação de -0,12 ($p < 0,01$). Embora a temperatura do solo tenha apenas apresentado correlação com a FCO₂ quando os padrões espaciais foram considerados, as demais variáveis obtiveram menores valores de correlação no espaço, indicando a grande dificuldade de previsão espacial da FCO₂, baseado em possíveis fatores controladores.

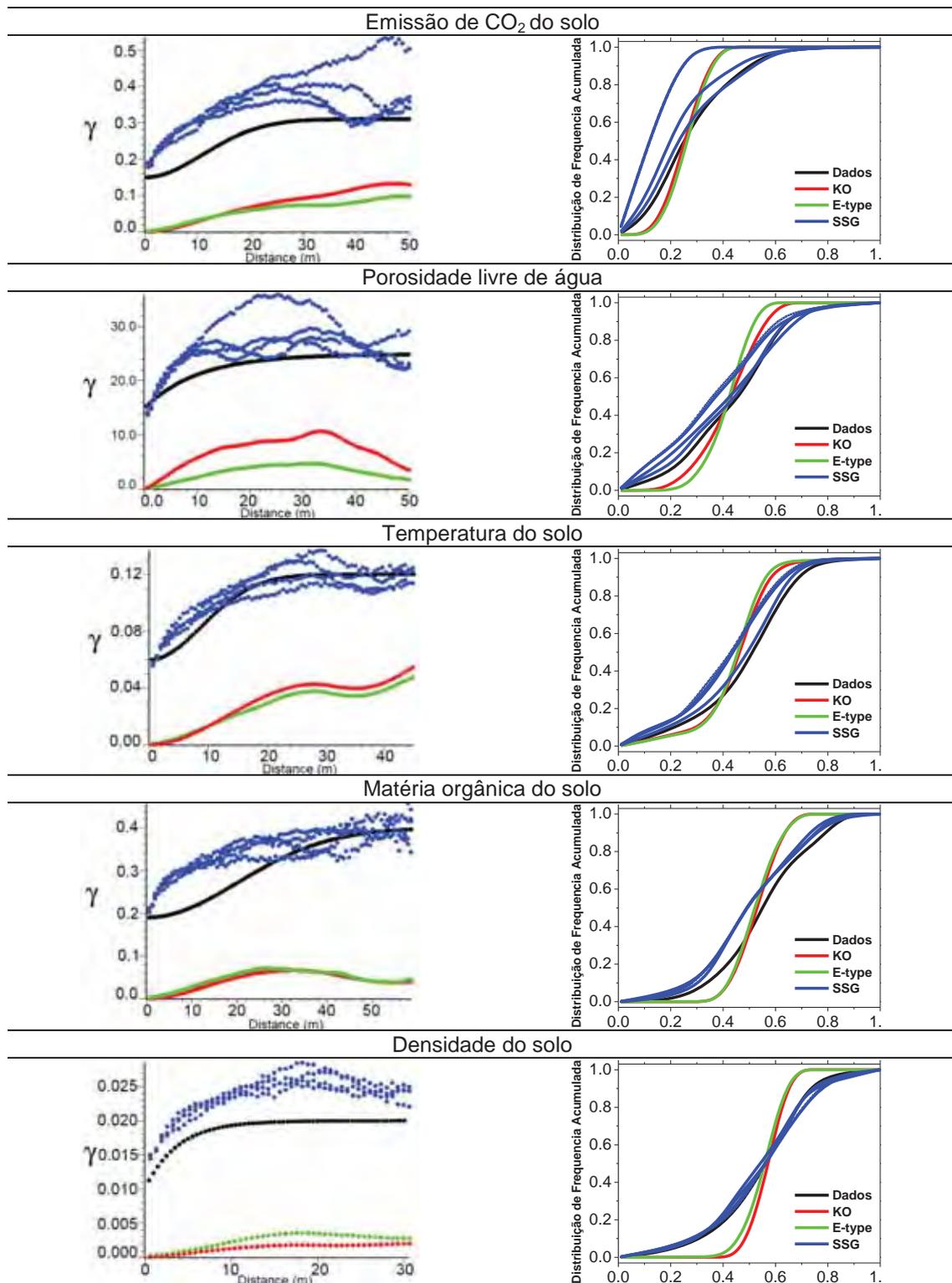


Figura 4. Reprodução dos variogramas e função de distribuição acumulada.

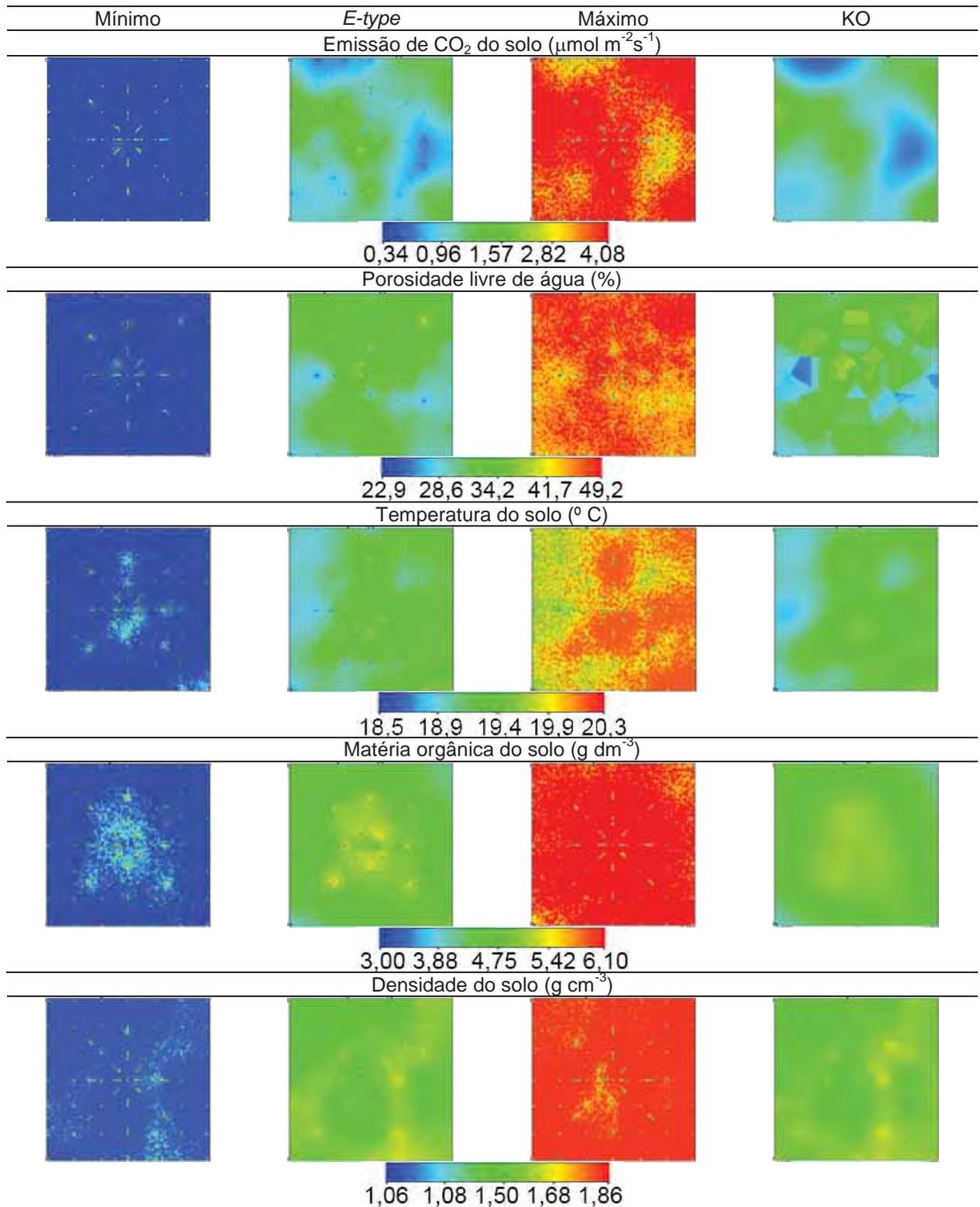


Figura 5. Mapas do mínimo, média e máximo valores simulados e KO.

Embora a utilização de diferentes realizações aleatórias possibilite a avaliação visual das incertezas espaciais associadas às estimativas dos valores da propriedade em questão, a quantificação somente é possível por meio da análise de probabilidade conjunta (Tabelas 4 e 5). ZHAO et al. (2009), utilizando o cálculo da probabilidade conjunta, avaliaram a incerteza espacial de áreas com deficiência de nutrientes do solo, observando pequena incerteza espacial da matéria orgânica e grandes incertezas para os teores de potássio e fósforo presentes no solo. DELBARI et al. (2009) avaliaram a confiabilidade de áreas susceptíveis a erosão utilizando o mesmo método. Desta forma a Figura 6 apresenta mapas de probabilidade das variáveis apresentarem valores maiores que os quartis observados (Tabela 1). Os quartis foram utilizados devido à ausência de valores de referência para as variáveis utilizadas, principalmente em relação a FCO₂ em que poucos estudos promoveram sua caracterização sob o mesmo tipo de solo e cultivo. Os mapas referentes aos valores Q1 apresentam grandes áreas com alta probabilidade de exceder tal valor, por outro lado utilizando o Q3 como limite não exibem áreas contínuas de alta probabilidade, limitando-se somente a reproduzir os valores medidos em campo, maiores que Q3, com alta probabilidade, uma vez que nestes locais nenhuma estimativa é gerada.

Nota-se que na medida em que os valores limites aumentam a área com probabilidade de apresentar altos valores também decresce diminuindo o número de localizações simuladas (NLS) (Tabelas 4 e 5). Com exceção da FCO₂, em nenhuma propriedade foram simulados valores com alta probabilidade de serem maiores que Q2 e Q3, desta forma apenas as observações pontuais foram consideradas nos cálculos, resultando em valores de probabilidade conjunta iguais a 100%. Temperatura e FCO₂ foram as propriedades que apresentaram maior incerteza espacial, 0,33 a 66,67% e 13,33 a 85%, respectivamente, considerando as probabilidades críticas de 95 e 98%. Esta maior incerteza deve-se a uma maior área (valor NLS) de valores simulados acima de Q1. A MO foi a variável que apresentou menor incerteza espacial, na probabilidade crítica de 95%, enquanto a PLA apresentou a menor incerteza quando a probabilidade crítica de 98% foi selecionada.

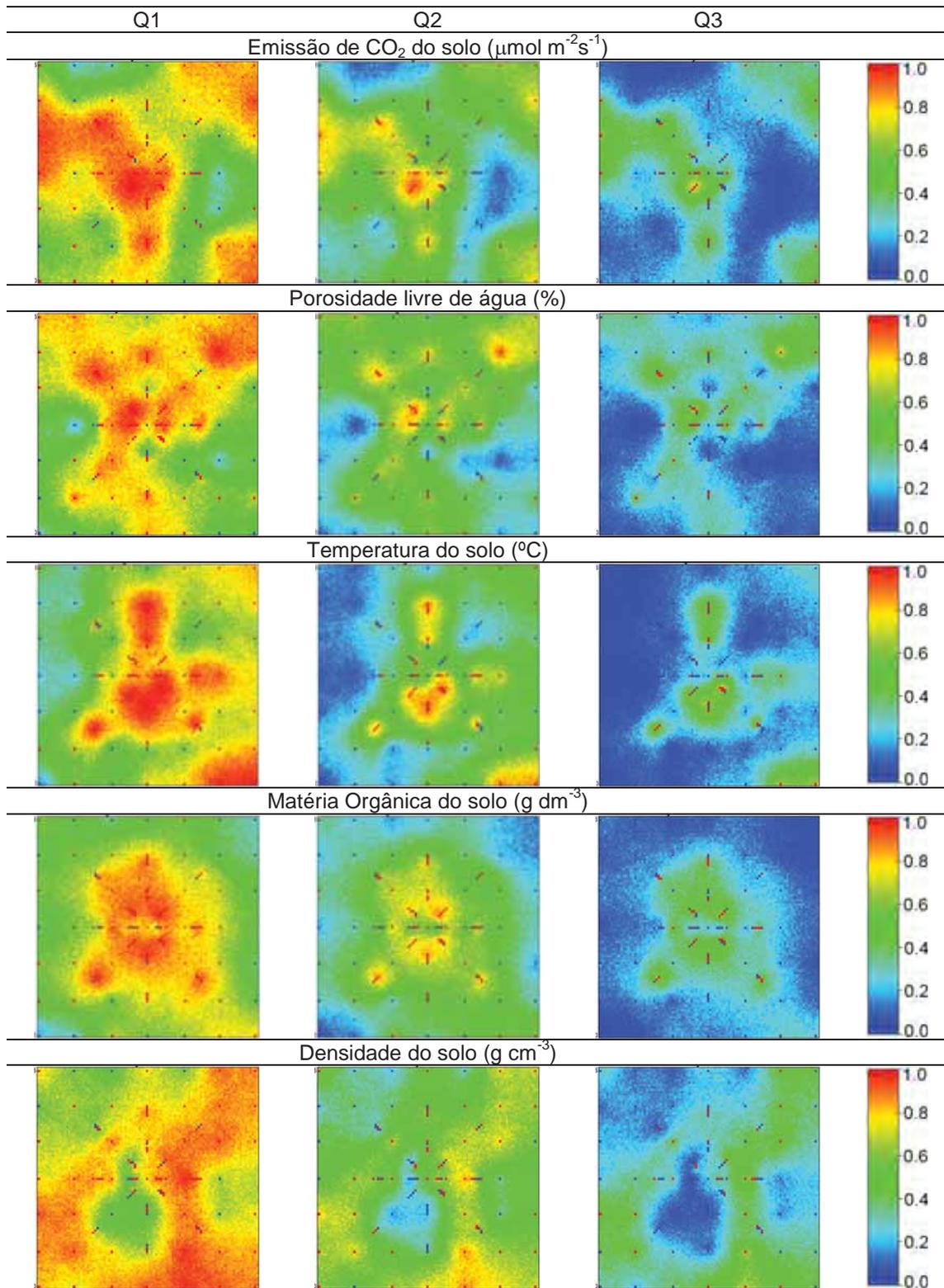


Figura 6. Mapas de probabilidade de exceder os valores dos quartis (Q1, Q2, Q3).

Tabela 4. Avaliação da probabilidade conjunta dos valores não excederem os limites Q1, Q2 e Q3 utilizando uma probabilidade crítica de 95%.

	Q1		Q2		Q3	
	NLS	Pc	NLS	Pc	NLS	Pc
FCO2	167	13,33	57	4,34	30	100,00
PLA	121	37,00	54	100,00	27	100,00
Temp	293	0,33	55	100,00	27	100,00
MO	96	62,00	61	100,00	31	100,00
Ds	127	35,33	59	100,00	29	100,00

NLS = número de localizações simuladas; Pc = probabilidade conjunta (%).

Tabela 5: Avaliação da probabilidade conjunta dos valores não excederem os limites Q1, Q2 e Q3 utilizando uma probabilidade crítica de 98%.

	Q1		Q2		Q3	
	NLS	Pc	NLS	Pc	NLS	Pc
FCO2	99	85,00	57	4,34	30	100,00
PLA	85	98,33	54	100,00	27	100,00
Temp	104	66,67	55	100,00	27	100,00
MO	84	98,00	61	100,00	31	100,00
Ds	89	98,00	59	100,00	29	100,00

NLS = número de localizações simuladas; Pc = probabilidade conjunta (%).

O procedimento de validação externa muitas vezes é utilizado para comparar a qualidade e aplicação de diferentes métodos de interpolação (TEIXEIRA et al., 2011), no entanto, neste caso objetivou-se avaliar o desempenho das estimativas *E-type* geradas para cada variável (BOURENNANE et al., 2010) (Tabela 6). Os valores de ES e RMSE fornecem, respectivamente, medidas de tendência e acurácia nas estimativas geradas (CHIRICO et al., 2007), no entanto devido a existência de diferentes escalas entre as variáveis a comparação destas características entre elas torna-se inadequada. Este problema foi contornado pela padronização dos índices utilizando os desvios padrão de cada variável (Tabela 1). De acordo com os valores ES_p, as estimativas realizadas para a FCO2 (0,82) apresentaram o menor viés dentre as variáveis, superestimando suavemente os pontos de validação. Para a temperatura e densidade do solo os modelos utilizados no processo de simulação produziram subestimativas do conjunto de validação, fornecendo valores de ES_p de 0,92 e 0,94, respectivamente

Segundo HENGL (2007) valores de RMSE_p > 0,71 indicam que os modelos captaram menos de 50% da variabilidade dos pontos utilizados para a validação. Embora todos os valores RMSE tenham sido considerados altos, a temperatura do solo

foi a que apresentou a melhor acurácia nas estimativas obtendo valor de 0,85. O desempenho das estimativas da temperatura do solo forneceu valores variando de 7,06 (MO) a 34,12% (FCO2) mais acurados que as demais variáveis.

Tabela 6. Erro sistemático (ES), erro sistemático padronizado (ESp), raiz quadrada do erro médio (RMSE), raiz quadrada do erro médio normalizada (RMSEp), aplicados aos dados de validação externa para os mapas *E-type*.

	FCO2	PLA	Temp	MO	Ds
ES	(+) 0,65	(+) 6,14	(-) 0,30	(+) 0,50	(-) 0,13
ESp	(+) 0,82	(+) 1,18	(-) 0,92	(+) 0,88	(-) 0,94
RMSE	0,90	5,32	0,28	0,52	0,14
RMSEp	1,14	1,02	0,85	0,91	1,02

n = 14; FCO2 = emissão de CO₂ do solo; PLA = porosidade livre de água; Temp = temperatura do solo; MO = matéria orgânica; Ds = densidade do solo; Os sinais entre parênteses indicam a tendência de superestimativa (+) ou subestimativa (-) dos dados.

V CONCLUSÕES

As fortes relações observadas, considerando os pontos amostrados e as estimativas no espaço, entre a FCO₂, Ds e PLA possibilitam, em estudos futuros, a utilização destas como co-variáveis nos procedimentos de interpolação da FCO₂ visando à melhoria da acurácia nas estimativas dos locais não amostrados.

A configuração da malha amostral e a cobertura do solo com os resíduos da cultura possivelmente influenciaram a caracterização da distribuição espacial da FCO₂, temperatura e MO, promovendo uma distribuição mais homogênea dessas propriedades na pequena escala (inferior a 3 m), caracterizada pelo ajuste de modelos Gaussianos.

As simulações individuais apresentaram melhor manutenção, quando comparado com a KO, das características dos dados observados, reproduzindo os variogramas e histogramas originais. As estimativas *E-type* possibilitaram o estabelecimento de relações espaciais entre a FCO₂ e as demais propriedades.

A utilização da SSG possibilitou a identificação de áreas que apresentam maiores incertezas nas estimativas das propriedades estudadas, prática esta, importante principalmente para o planejamento amostral visando a redução das incertezas e conseqüentemente aumento da acurácia das estimativas espaciais.

A incerteza associada às estimativas das propriedades do solo, aliada a construção de diferentes cenários, auxilia na compreensão dos possíveis padrões de emissão de CO₂ do solo, propriedade esta muito errática e de difícil previsão, uma vez que muitas dessas propriedades apresentam relação direta ou indireta com a FCO₂ em intervalos muito próximos de valores.

VI REFERÊNCIAS

AL-KAYSSI, A. W. Spatial variability of soil temperature under greenhouse conditions. **Renewable Energy**, Amsterdam, v. 27, n. 3, p. 453-462, 2002.

ASGHARI, O.; SOLTNI, F.; AMNIEH, H. B. The Comparison Between Sequential Gaussian Simulation (SGS) of Choghart Ore Deposit and Geostatistical Estimation Through Ordinary Kriging. **Australian Journal of Basic and Applied Sciences**, Amsterdam, v. 3, n. 1, p. 330-341, 2009.

BASARIR, H.; KUMRAL, M.; KARPUZ, C.; TUTLUOGLU, L. Geostatistical modeling of spatial variability of SPT data for a borax stockpile site. **Engineering Geology**, Amsterdam, v. 114, n. 3-4, p.154-163, 2010.

BASKAN, O.; CEBEL, H.; AKGUL, S.; ERPUL, G. Conditional simulation of USLE/RUSLE soil erodibility factor by geostatistics in a Mediterranean Catchment, Turkey. **Environmental Earth Sciences**, New York, v. 60, n. 6, p. 1179-1187, 2010.

BOURENNANE, H.; DOUAY, F.; STERCKEMAN, T.; VILLANNEAU, E.; CIESIELSKI, H.; KING, D.; BAIZE, D. Mapping of anthropogenic trace elements inputs in agricultural topsoil from Northern France using enrichment factors. **Geoderma**, Amsterdam, v. 157, n. 3-4, p.165-174, 2010.

BOURENNANE, H.; KING, D.; COUTURIER, A.; NICOULLAUD, B.; MARY, B.; RICHARD, G. Uncertainty assessment of soil water content spatial patterns using geostatistical simulations: An empirical comparison of a simulation accounting for single attribute and a simulation accounting for secondary information. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 205, n. 3-4, p. 323–335, 2007.

BOURGAULT, G.; JOURNAL, A. G.; RHOADES, J. D.; CORWIN, D. L.; LESCH, S. M. Geostatistical analysis of a soil salinity data set. **Advances in Agronomy**, v. 58, p. 241-292, 1996.

BOWES, G. Facing the inevitable: Plants and increasing atmospheric CO₂. **Annual Review of Plant Physiology and Plant Molecular Biology**, Palo Alto, v. 44, p. 309-332, 1993.

BRITO, L. F.; MARQUES Jr., J.; PEREIRA, G. T.; LA SCALA, N. Spatial variability of soil CO₂ emission in different topographic positions. **Bragantia**, Campinas, v. 69, suppl., p. 19-27, 2010.

BRITO, L. F.; MARQUES Jr., J.; PEREIRA, G. T.; SOUZA, Z. M.; LA SCALA Jr., N. Soil CO₂ emission of sugarcane field as affected by topography. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 66, n. 1, p.77-83, 2009.

BURROUGH, P. A. **Principles of geographical information systems for land resources assessment**. Oxford, Clarendon, 1987. 193 p.

CAMBARDELLA, C. A.; MOORMAN, T. B.; NOVAK J. M.; PARKIN T. B.; KARLEN, D. L.; TURCO, R. F.; KONOPKA, A. E. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Science Society America Journal**, Madison, v. 58, n. 5, p. 1501-1511, 1994.

CARDELLINI, C.; CHIODINI, G.; FRONDINI, F. Application of stochastic simulation to CO₂ flux from soil: mapping and quantification of gas release. **Journal of Geophysical Research**, Washington, v. 108, n. B9, p. 3-13, 2003.

CERRI, C. C.; MAIA, S. M. F.; GALDOS, M. V.; CERRI, C. E. P.; FEIGL, B. J.; BERNOUX, M. Brazilian greenhouse gas emissions: the importance of agriculture and livestock. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 66, n. 6, p. 831-843, 2009.

CERRI, C. E. P.; BERNOUX, M.; VOLKOFF, B.; VICTORIA, R. L.; MELILLO, J. M.; PAUSTIAN, K.; CERRI, C. C. Assessment of soil property spatial variation in an Amazon pasture: basis for selecting an agronomic experimental area. **Geoderma**, Amsterdam, v. 123, n. 1-2, p. 51-68, 2004.

CHAI, X.; HUANG, Y.; YUAN, X. Accuracy and uncertainty of spatial patterns of soil organic matter. **New Zealand Journal of Agricultural Research**, Singapore, v. 50, n. 5, p. 1141–1148, 2007.

CHEN, X.; DHUNGEL, J.; BHATTARAI, S. P.; TORABI, M.; PENDERGAST, L.; MIDMORE, D. J. Impact of oxygenation on soil respiration, yield and water use efficiency of three crop species. **Journal of Plant Ecology**, oxford, v. 3, n. 4, p. 1-13, 2010.

CHILÉS, J. P.; DELFINER, P. **Geostatistics: modelling spatial uncertainty**. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics, 1999. 695 p.

CHIRICO, G. B.; MEDINA, H.; ROMANO, N. Uncertainty in predicting soil hydraulic properties at the hillslope scale with indirect methods. **Journal of Hydrology**, Orlando, v. 334, n. 3-4, p. 405–422, 2007.

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO – CONAB. **Acompanhamento da Safra Brasileira Cana-de-Açúcar Safra 2011/2012**, Segundo Levantamento, Agosto de 2011, Brasília, 2011.

DE FIGUEIREDO, E. B.; LA SCALA, N. Greenhouse gas balance due to the conversion of sugarcane areas from burned to green harvest in Brazil. **Agriculture, Ecosystems & Environment**, Amsterdam, v. 141, n. 1-2, p. 77-85, 2011.

DELBARI, M.; AFRASIAB, P.; LOISKANDL, W. Using sequential Gaussian simulation to assess the field-scale spatial uncertainty of soil water content. **Catena**, Amsterdam, v. 79, n. 2, p.163– 169, 2009.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: Geostatistical Software Library: and User's Guide**, second ed. Oxford University Press, New York, 1998. 369 p.

DEUTSCH, C. V.; JOURNEL, A. G. **GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide**. Oxford University Press, Oxford, New York, 1992. 340 p.

DILUSTRO, J. J.; COLLINS, B.; DUNCAN, L.; CRAWFORD, C. Moisture and soil texture effects on soil CO₂ efflux components in southeastern mixed pine forests. **Forest Ecology and Management**, Amsterdam, v. 204, n. 1, p. 87-97, 2005.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. **Manual de métodos de análise de solo**. 2. ed. Brasília: Ministério da Agricultura e do Abastecimento / EMBRAPA-CNPS, 1997. 212 p.

EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. Centro Nacional de Pesquisa de Solos. Sistema brasileiro de classificação de solos. Brasília, 2006. 412p.

FENG, Q.; LIU, Y.; MIKAMI, M. Geostatistical analysis of soil moisture variability in grassland. **Journal of Arid Environments**, London, v. 58, n. 3, p. 357-372, 2004.

FREIRE, C. C. Balanço de CO₂ para uma unidade industrial produtora de bebidas. 2008. 50 f. Monografia para a obtenção do título de Engenharia Florestal. Instituto de Florestas, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

GOOVAERTS, P. Estimation or simulation of soil properties? An optimization problem with conflicting criteria. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, n. 3-4, p. 165-186, 2000.

GOOVAERTS, P. Geostatistical modeling of uncertainty in soil science. **Geoderma**, Amsterdam, v. 103, n. 1-2, p. 3– 26, 2001.

GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. Oxford Univ. Press, New-York, 1997. 483 p.

GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. **Geoderma**, Amsterdam, v. 89, n. 1-2, p.1–45, 1999.

GRUNWALD, S.; REDDY, K. R.; NEWMAN, S.; DEBUSK, W. F. Spatial variability, distribution and uncertainty assessment of soil phosphorus in a south Florida wetland. **Environmetrics**, Malden, v. 15, n. 8, p. 811–825, 2004.

GRUNWALD, S.; REDDY, K. R.; PRENGER, J. P.; FISHER, M. M. Modeling of the spatial variability of biogeochemical soil properties in a freshwater ecosystem. **Ecological Modelling**, Amsterdam, v. 201, n. 3-4, p. 521-535, 2007.

HE, Y.; HU, K. L.; HUANG, Y. F.; LI, B. G.; CHEN, D. L. Analysis of the anisotropic spatial variability and three-dimensional computer simulation of agricultural soil bulk density in an alluvial plain of north China. **Mathematical and Computer Modelling**, Oxford, v.51, n. 11-12, p. 1351-1356, 2010.

HENGL, T. **A Practical Guide to Geostatistical Mapping of Environmental Variables**. JRC Scientific and Technical Reports, Italy, 2007. 165 p.

HERBST, M.; PROLINGHEUER, N.; GRAF, A.; HUISMAN, J. A.; WEIHERMÜLLER, L.; VANDERBORGHT, J.; VEREECKEN, H. Multivariate conditional stochastic simulation of soil heterotrophic respiration at plot scale. **Geoderma**, Amsterdam, v. 160, n. 1, p. 74-82, 2010.

HERBST, M.; PROLINGHEUER, N.; GRAF, A.; HUISMAN, J. A.; WEIHERMÜLLER, L.; VANDEBORGHT, J. Characterization and understanding of bare soil respiration spatial variability at plot scale. **Vadose Zone Journal**, Madison, v. 8, n. 3, p. 762-771, 2009.

INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE - **IPCC. Climate Change 2007: Mitigation**. Contribution of Working Group III. Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2007.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **Applied geostatistics**. Nova York: Oxford University Press, 1989. 561 p.

JUANG, K. W.; CHEN, Y. S.; LEE, D. Y. Using sequential indicator simulation to assess the uncertainty of delineating heavy-metal contaminated soils. **Environmental Pollution**, Oxford, v. 127, n. 2, p. 229–238, 2004.

KONDA, R.; OHTA, S.; ISHIZUKA, S.; ARIA, S.; ANSORI, S.; TANAKA, N.; HARDJONO, A. Spatial structures of N₂O, CO₂, and CH₄ fluxes from Acacia mangium plantation soils during a relatively dry season in Indonesia. **Soil Biology & Biochemistry**, Oxford, v. 40, n. 12, p. 3021-3030, 2008.

KONDA, R.; OHTA, S.; ISHIZUKA, S.; HERIYANTO, J.; WICAKSONO, A. Seasonal changes in the spatial structures of N₂O, CO₂, and CH₄ fluxes from *Acacia mangium* plantation soils in Indonesia. **Soil Biology & Biochemistry**, Oxford, v. 42, n. 9, p. 1512-1522, 2010.

KOSUGI, Y.; MITANI, T.; LTOH, M.; NOGUCHI, S.; TANI, M.; MATSUO, N.; TAKANASHI, S.; OHKUBO, S.; NIK, A. R. Spatial and temporal variation in soil respiration in a Southeast Asian tropical rainforest. **Agricultural and Forest Meteorology**, Amsterdam, v. 147, n. 1-2, p. 35-47, 2007.

LA SCALA Jr., N.; LOPES, A.; SPOKAS, K.; ARCHER, D.; REICOSKY, D. C. Short-term temporal changes of bare soil CO₂ fluxes after tillage described by first-order decay models. **European Journal of Soil Science**, Malden, v. 60, n. 2, p. 258-264, 2009.

LA SCALA, N.; MARQUES JÚNIOR, J.; PEREIRA, G. T.; CORÁ, J. E. Short-term temporal changes in the spatial variability model of CO₂ emissions from a Brazilian bare soil. **Soil Biology and Biochemistry**, Oxford, v. 32, n. 10, p. 1459-1462, 2000.

LEWICKI, J. L.; BERGFELD, D.; CARDELLINI, C.; CHIODINI, G.; GRANIERI, D.; VARLEY, N.; WERNER, C. Comparative soil CO₂ flux measurements and geostatistical estimation methods on Masaya volcano, Nicaragua. **Bulletin of Volcanology**, Heidelberg, v. 68, n. 1, p.76–90, 2005.

LIN, Y. P. Simulating Spatial Distributions, Variability and Uncertainty of Soil Arsenic by Geostatistical Simulations in geographic information systems. **The Open Environmental Journal**, Atlanta, v. 2, p. 26-33, 2008.

LINN, D. M.; J. W. DORAN. Effect of water-filled pore space on carbon dioxide and nitrous oxide production in tilled and non-tilled soils. **Soil Science Society of American Journal**, Madison, v. 48, n. 6, p. 1267-1272, 1984.

LUO, Y.; Zhou, X. **Soil respiration and the environment**. Academic Press, United States of America, 2006. 316 p.

MAZOT, A.; ROUWET, D.; TARAN, Y.; INGUAGGIATO, S.; VARLEY, N. CO₂ and He degassing at El Chichón volcano, Chiapas, Mexico: gas flux, origin and relationship with local and regional tectonics. **Bulletin of Volcanology**, New York, v. 73, n 4, p. 423-441, 2011.

MONJEZI, M.; KASHANI, M. R.; ATAEI, M. A comparative study between sequential Gaussian simulation and kriging method grade modeling in open-pit mining. **Arabian Journal of Geosciences**, Heidelberg, v. 4, n. 1-2, .p. 1-6, 2011.

MONTEIRO, R. C. Estimativa espaço-temporal da superfície potenciométrica do sistema do sistema aquífero guarani na cidade de Ribeirão Preto (SP), Brasil. 2003. 233 f. Tese de doutorado. Instituto de Geociências e Ciências Exatas, Universidade Estadual Paulista, Rio Claro, 2010.

OHASHI, M.; GYOKUSEN, K. Temporal change in spatial variability of soil respiration on a slope of Japanese cedar (*Cryptomeria japonica* D. Don) forest. **Soil Biology & Biochemistry**, Oxford, v. 39, n. 5, p. 1130-1138, 2007.

PANOSSO, A. R.; MARQUES, J.; MILORI, D. M. B. P.; FERRAUDO, A. S.; BARBIERI, D. M.; PEREIRA, G. T.; LA SCALA, N. Soil CO₂ emission and its relation to soil properties in sugarcane areas under Slash-and-burn and Green harvest. **Soil & Tillage Research**, Amsterdam, v. 111, n. 2, p.190–196, 2011.

PANOSSO, A. R.; MARQUES, J.; PEREIRA, G. T.; LA SCALA, N. Spatial and temporal variability of soil CO₂ emission in a sugarcane área under green and slash-and-burn managements. **Soil & Tillage Research**, Amsterdam, v. 105, n. 2, p.275-282, 2009a.

PANOSSO, A. R.; PEREIRA, G. T.; MARQUES, J.; LA SCALA, N. Variabilidade espacial da emissão de CO₂ em latossolos sob cultivo de cana-de-açúcar em diferentes sistemas de manejo. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 28, n. 2, 227-236, 2008.

PARKIN, T. B. Spatial variability of microbial processes in soil – a review. **Journal of environmental quality**, Madison, v. 22, n. 3, p. 409–417, 1993.

PARYSOW, P.; WANG, G.; GERTNER, G.; ANDERSON, A. B. Spatial uncertainty analysis for mapping soil erodibility based on joint sequential simulation. **Catena**, Amsterdam, v. 53, n. 1, p. 65-78, 2003.

PAZ-GONZALEZ, A.; TABOADA CASTRO, M. T.; VIEIRA, S. R. Geostatistical analysis of heavy metals in a one-hectare plot under natural vegetation in a serpentine area. **Canadian Journal of Soil Science**, Ottawa, v. 81, n. 4, p. 469-479, 2001.

PINTO, H. S.; ASSAD, E. D.; ZULLO, J. Jr.; EVANGELISTA, S. R. M.; OTAVIAN, A. F.; ÁVILA, A. M. H.; EVANGELISTA, B. A.; MARIN, F. R.; MACEDO, C. Jr.; PELLEGRINO, G. Q.; COLTRI, P. P.; CORAL, G. **Aquecimento global e a nova geografia de produção agrícola no Brasil**. Posigraf, São Paulo, 2008. 82 p.

PRINGLE, M. J.; LARK, R. M. Spatial analysis of model error, illustrated by soil carbon dioxide emissions. **Vadose Zone Journal**, Madison, v. 5, n.1, p.168-183, 2006.

PROLINGHEUER, N.; SCHARNAGL, B.; GRAF, A.; VEREECKEN, H.; HERBST, M. Spatial and seasonal variability of heterotrophic and autotrophic soil respiration in a winter wheat stand. **Biogeosciences Discussion**, Mainz, v. 7, n. 6, p. 9137–9173, 2010.

QI, Y.; XU, M.; WU, J. Temperature sensitivity of soil respiration and its effects on ecosystem carbon budget: nonlinearity begets surprises. **Ecological Modelling**, Amsterdam, n. 153, n.1-2, p. 131-142, 2002.

RAIJ, B.; VAN QUAGGIO, J. A.; CANTARELLA, H.; FERREIRA, M. E.; LOPES, A. S.; BATAGLIA, C. O. Análise química do solo para fins de fertilidade. **Fundação Cargill Campinas**, Campinas, 1987.

RAZAFIMBELO, T.; BARTHÈS, B.; LARRÉ-LARROUY, M. C.; DE LUCA, E. F.; LAURENT, J. Y.; CERRI, C. C.; FELLER, C.; Effect of sugarcane residue management (mulching versus burning) on organic matter in a clayey Oxisol from southern Brazil. **Agriculture Ecosystem & Environment**, Amsterdam, v. 115, n. 1-4, p.285-289, 2006.

RETH, S.; MARKUS, R.; FALGE, E. The effect of soil water content, soil temperature, soil pH-value and the root mass on soil CO₂ efflux – A modified model. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 268, n. 1-2, p. 21-33, 2005.

ROCHETTE, P.; DESJARDINS, R. L.; PATTEY, E. Spatial and temporal variability of soil respiration in agricultural fields. **Canadian Journal of Soil Science**, Ottawa, v. 71, n. 2, p. 189-196, 1991.

SAIZ, G.; GREEN, C.; BUTTERBACH-BAHL, K.; KIESE, R.; AVITABILE, V.; FARRELL, E. P. Seasonal and spatial variability of soil respiration in four Sitka spruce stands. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 287, n. 1-2, p.161-176, 2006.

SCHWENDENMANN, L.; VELDKAMP, E.; BRENES, T.; O'BRIEN, J. J.; MACKENSEN, J. Spatial and temporal variation in soil CO₂ efflux in an old-growth neotropical rain forest, La Selva, Costa Rica. **Biogeochemistry**, Dordrecht, v. 64, n. 1, p. 111-128, 2003.

SILVA-OLAYA, A. M. Emissão de dióxido de carbono após diferentes sistemas de preparo do solo na cultura da cana-de-açúcar. 2010. 101 f. Dissertação em Agronomia. Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

SOARES, A. **Geoestatística para ciências da terra e do ambiente**. 2 ed. Lisboa, IFT Press, 2006. 214p.

SØE, A. R. B.; BUCHMANN, N. Spatial and temporal variations in soil respiration in relation to stand structure and soil parameters in an unmanaged beech forest. **Tree Physiology**, Oxford, v. 25, n. 11, p.1427–1436, 2005.

STOYAN, H.; DE-POLLI, H.; BÖHM, S.; ROBERTSON, G. P.; PAUL, E. A. Spatial heterogeneity of soil respiration and related properties at the plant scale. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 222, n. 1-2, p. 203-214, 2000.

TANG, X. L.; ZHOU, G. Y.; LIU, S. G.; ZHANG, D. Q.; LIU, S. Z.; LI, J.; ZHOU, C. Y. Dependence of soil respiration on soil temperature and soil moisture in successional forests in Southern China. **Journal of Integrative Plant Biology**, Malden, v. 48, n.6, p. 654–663, 2006.

TEIXEIRA, D. D. B.; PANOSSO, A. R.; CERRI, C. E. P.; PEREIRA, G. T.; LA SCALA, N. Soil CO₂ emission estimated by different interpolation techniques. **Plant and Soil**, Dordrecht, v. 345, n. 1-2, p. 187-194, 2011.

VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R. F.; ALVAREZ V., V. H.; SCHAEFER, C. E. (Ed.) **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. p. 1-54.

VODNIK, D.; KASTELEC, D.; PFANZ, H.; MACEK, I.; TURK, B. Small-scale spatial variation in soil CO₂ concentration in a natural carbon dioxide spring and some related plant responses. **Geoderma**, Amsterdam, v. 133, n. 3-4, p. 309-319, 2006.

WANG, G.; GERTNER, G.; LIU, X.; ANDERSON, A. Uncertainty assessment of soil erodibility factor for revised universal soil loss equation. **Catena**, Amsterdam, v. 46, n. 1, p.1-14, 2001.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for Environmental Scientists**. Second Edition. Oxford University Press, Oxford, 2009, 315 p.

WEN, X. F.; YU, G. R.; SUN, X. M.; LI, Q. K.; LIU, Y. F.; ZHANG, L. M.; REN, C. Y.; FU, Y. L.; LI, Z. Q. Soil moisture effect on the temperature dependence of ecosystem respiration in a subtropical Pinus plantation of southeastern China. **Agricultural and Forest Meteorology**, Amsterdam, v. 137, n. 3-4, p. 166–175, 2006.

YUSTE, J. C.; BALDOCCHI, W. D. D.; GERSHENSON, A.; GOLDSTEIN, A.; MISSON, L.; WONG, S. Microbial soil respiration and its dependency on carbon inputs, soil temperature and moisture. **Global Change Biology**, Malden, v. 13, n. 4, p. 2018–2035, 2007.

ZHAO, Y.; XU, X.; DARILEK, J. L.; HUANG, B.; SUN, W.; SHI, X. Spatial variability assessment of soil nutrients in an intense agricultural area, a case study of Rugao County in Yangtze River Delta Region, China. **Environmental Geology**, New York, v. 57, n. 5, p. 1089–1102, 2009.

ZHAO, Y.; XU, X.; HUANG, B.; SUN, W.; SHAO, X.; SHI, X.; RUAN, X. Using robust kriging and sequential Gaussian simulation to delineate the copper- and lead-contaminated areas of a rapidly industrialized city in Yangtze River Delta, China. **Environmental Geology**, New York, v. 52, n. 7, p. 1423-1433, 2007.