

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

**INCERTEZA ESPACIAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO EM
DOIS SISTEMAS DE MANEJO DA PALHADA DA CANA-DE-
-AÇÚCAR**

Sísara Rocha Oliveira

Engenheira Agrônoma

JABOTICABAL - SÃO PAULO - BRASIL
Julho de 2012

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

**INCERTEZA ESPACIAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO EM
DOIS SISTEMAS DE MANEJO DA PALHADA CANA-DE-
-AÇÚCAR**

Sísara Rocha Oliveira

**Orientador: Prof. Dr. Gener Tadeu Pereira
Coorientador: Prof. Dr. Newton La Scala Júnior**

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

JABOTICABAL - SÃO PAULO - BRASIL
Julho de 2012

Oliveira, Sísara Rocha
O48i Incerteza espacial da emissão de CO₂ do solo em dois sistemas de manejo da palhada da cana-de-açúcar / Sísara Rocha Oliveira. -- Jaboticabal, 2012
xi, 61 f. : il. ; 28 cm

Dissertação (mestrado)-Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, 2012

Orientadora: Gener Tadeu Pereira

Banca examinadora: Liziane de Figueiredo Brito, Morel de Passos e Carvalho.

Bibliografia

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

CDU 631.433.3:519.2

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

SÍSARA ROCHA OLIVEIRA – Filha de José Carlos Rocha Oliveira (*in memoriam*) e Evidália Batista de Oliveira. Nasceu em Barra, Bahia, no dia 14 de agosto de 1985. Em março de 2003 ingressou no Curso de Agronomia pela Universidade Estadual da Bahia – Campus IX – Barreiras, BA. Foi monitora de ensino das disciplinas de Gênese, Física e Morfologia do Solo e Métodos Estatísticos além de projeto de pesquisa de final de curso financiando pela PROFORTE/UNEB. 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 julho de 2012 submeteu-se à banca para a defesa de Dissertação, sendo aprovado como Mestre em Agronomia.

*“Nessa minha caminhada
Sou água de cachoeira
Ninguém pode me amarrar
Piso firme na corrente,
que caminha para o mar
Em água de se perder
eu não me deixo levar...
Com a força da minha fé,
eu ando em qualquer lugar.”*

(Mariene de Castro)

Dedico

Aos alicerces da minha história:

A minha mãe, Evidália, vida minha, sempre ao meu lado pelos caminhos escolhidos da vida, apoiando e acreditando. Ao meu pai, José Carlos (in memoriam), que certamente está feliz por ver mais uma etapa vencida.

Aos meus irmãos Gabriel, Carlinhos, Nara e Marília pelos momentos de descontração, mesmo que distantes; ao meu sobrinho Augusto mais um motivo de alegria em nossa casa.

Amo vocês!

AGRADECIMENTOS

A todos aqueles que diretamente ou indiretamente contribuíram ao longo desse caminho até a apresentação final desse trabalho.

Ao professor e orientador, Dr. Gener Tadeu Pereira, a quem devo a confiança, tranquilidade e paciência em transmitir os ensinamentos complicados da Geoestatística.

Ao coorientador, Prof. Dr. Newton La Scala Júnior, pelo estímulo ao desenvolver pesquisa e, aos ensinamentos fundamentais sobre mecanismos da emissão de CO₂ do solo.

Aos membros das Bancas de Qualificação e Defesa, Marcílio Martins, Rouverson da Silva, Morel Carvalho e Liziane Brito, pela valiosa contribuição para este trabalho.

Aos amigos do departamento, Daniel Teixeira, Alan Panosso, Elton Bicalho, João da Silva Junior, Mara Moitinho e Ismênia Ribeiro; e aos amigos do Inventário, Eduardo Figueiredo e Ricardo Bordonal, pelo companheirismo durante a jornada.

Aos amigos e funcionários do Departamento de Ciências Exatas, Zezé, Shirley, Norival e Adriana. Obrigada por tudo, principalmente as conversas e os cafés.

Durante esse período longe de casa tudo seria insuportável sem a presença dos amigos, de todo o Brasil, que deixaram essa caminhada mais leve. Agradecimento em especial à minha grande amiga e madrinha Fabiana (GO) que me acolheu desde o primeiro dia em Jaboticabal; a Iolanda (PA) pelas horas de conversas fiadas; Amanda (SP) pela convivência; Flávia (BA), conterrânea querida; Mariana, Angélica, Saulo, Pimpão (SP); Roni, Lica e Ibiapina (PI); Paula (GO) e Gisele (MG); e às integrantes da Eta-Nóis. Obrigada!

Ao jaboticabalense, Fábio Marconato pela amizade conquistada.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Capes e, posteriormente ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq, pela concessão de bolsa de estudo.

Obrigada a todos...estarão sempre comigo!

SUMÁRIO

	Página
LISTA DE TABELAS	viii
LISTA DE FIGURAS	ix
RESUMO.....	x
SUMMARY.....	xi
1 INTRODUÇÃO	1
2 REVISÃO DE LITERATURA	4
2.1 Emissão de CO₂ do solo	4
2.2 Geoestatística.....	9
2.2.1 Teoria geoestatística.....	10
2.2.2 Krigagem ordinária.....	15
2.2.3 Simulação sequencial gaussiana.....	17
2.3 Qualidade do ajuste	18
3 MATERIAL E MÉTODOS	20
3.1 Caracterização da área de estudo	20
3.2 Análises estatísticas.....	21
3.2.1 Krigagem ordinária (KO)	22
3.2.2 O algoritmo de simulação sequencial gaussiana (SSG)	23
3.3 Eficiência do ajuste.....	25
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
4.1 Estatística descritiva.....	27
4.2 Caracterização espacial.....	29
4.3 Mapas de emissão de CO₂.....	31
4.4 Avaliação da incerteza espacial.....	44
4.5 Medidas de eficiência do ajuste.....	49
5 CONCLUSÕES.....	51

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Estatística descritiva da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em áreas sob manejo de cana crua e cana queimada.....	27
Tabela 2 Parâmetros dos semivariogramas $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em áreas de cana crua e cana queimada.....	29
Tabela 3. Estatística descritiva das estimativas da KO e SSG da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$	37
Tabela 4. Reprodução da <i>fdac</i> (G) e semivariogramas (ϵ) da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$...	50

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Mapa de localização das malhas amostrais instaladas em áreas de cana crua (CC) e cana queimada (CQ).	20
Figura 2. Esquema do procedimento da SGS. (Adaptado de: FAGROUD & VAN MEIRVENNE, 2002).	24
Figura 3. Mapas das $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em área de cana crua (CC); simulações individuais, E-type e KO.	33
Figura 4. Mapas da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em área sob sistema de cana queimada (CQ); simulações individuais, E-type e KO.	35
Figura 5. Modelos dos semivariogramas e <i>fdac</i> da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ sob área de manejo de cana crua (CC).	39
Figura 6. Modelos dos semivariogramas e <i>fdac</i> da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ sob área de manejo de cana queimada (CQ).	40
Figura 7. Gráfico Q-Q da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em área sob o manejo de cana crua (CC) para KO e para SSG.....	42
Figura 8. Gráfico Q-Q da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em área sob o manejo de cana queimada (CQ) para KO e para SSG.....	43
Figura 9. Mapas de desvio-padrão da $ECO_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ para os métodos KO e SSG. a) KO área CC; b) SSG área CC; c) KO área CQ; d) SSG área CQ.	46
Figura 10. Gráficos de dispersão desvio-padrão vs média local (a) KO;(b) E-type, em área sob o sistema de manejo de cana crua (CC).	47
Figura 11. Gráficos de dispersão desvio-padrão vs média local (a) KO;(b) E-type, em área sob o sistema de manejo de cana queimada (CQ)	48

INCERTEZA ESPACIAL DA EMISSÃO DE CO₂ DO SOLO EM DOIS SISTEMAS DE MANEJO DA PALHADA DA CANA-DE-AÇÚCAR

RESUMO – A dinâmica da emissão de CO₂ do solo (ECO₂) para a atmosfera é influenciada pelas práticas de manejo adotadas, podendo o solo atuar como fonte ou sumidouro de carbono. Neste estudo, objetivou-se avaliar a incerteza associada ao padrão espacial da ECO₂, fornecida pelos métodos da krigagem ordinária (KO) e simulação sequencial gaussiana (SSG) em áreas de manejo com colheita mecanizada da cana (CC) e área de manejo com queima prévia e colheita manual (CQ). A ECO₂ do solo foi avaliada utilizando uma câmara de fluxo portátil com sistema LI-COR (LI-8100, Lincoln, NE, USA) durante o período inicial de desenvolvimento da cana-de-açúcar, na Fazenda São Bento, Guariba-SP, no ano de 2007. Os resultados demonstraram que os sistemas de manejo causaram diferenças na ECO₂ e o sistema de manejo CQ apresentou maior emissão média. Em ambos os sistemas, a ECO₂ apresentou dependência espacial, e foram ajustados modelos de semivariogramas exponencial e esférico. Em geral, os mapas simulados representaram a distribuição espacial da ECO₂ mais realísticos que os mapas da KO por superar o efeito da suavização característico da krigagem. A incerteza local, avaliada pelo desvio-padrão, variou menos em toda a área pela KO do que a obtida pela SSG, refletindo a característica da krigagem em que a incerteza é independente dos valores amostrais, dependente somente de sua configuração espacial. A avaliação da performance da KO e SSG na modelagem da distribuição espacial da ECO₂ pelas estatísticas G e ϵ , mostrou o melhor desempenho da modelagem probabilística da SSG. Os resultados evidenciam que a incerteza, associada aos valores estimados, aumenta a precisão geoestatística. Tais procedimentos podem ser utilizados como ferramentas auxiliares para futuros planejamentos amostrais, visando a aumentar a qualidade dos padrões espaciais produzidos.

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

UNCERTAINTY ASSESSMENT SPATIAL OF EMISSION CO₂ IN TWO SOIL SYSTEMS OF MANAGEMENT SUGARCANE RESIDUES

SUMMARY: The dynamics of soil CO₂ emission (ECO₂) into the atmosphere is influenced by management practices adopted, the soil may act as source or sink of carbon. This study aimed to evaluate the uncertainty associated with the spatial pattern of ECO₂, provided by the methods of ordinary kriging (OK) and sequential Gaussian simulation (SGS) in areas under sugarcane cropped management system green (G) and slash and burn (SB) harvest. The ECO₂ soil was evaluated using a flow chamber system portable LI-COR (LI-8100, Lincoln, NE, USA) during the initial development of sugarcane, Fazenda São Bento, Guariba-SP, in 2007. The results demonstrated that differences in management systems and management system ECO₂ SB showed higher average emission. In both systems the ECO₂ present spatial dependence, and models were adjusted exponential and spherical semivariograms. In general, the simulated maps representing the spatial distribution of ECO₂ more realistic maps of the OK to overcome the effect of smoothing characteristic of kriging. The location uncertainty, as measured by standard deviation, varied less across the area to OK that obtained by the SGS, reflecting the characteristic of kriging where the uncertainty is independent of data values, dependent only on its configuration. In respect of reproductions of the cumulative distribution function, G statistics, and semivariograms, statistics ϵ , the SGS performed better than the OK, especially when the individual accomplishments are considered. The results show that the uncertainty associated with estimated values contribute to the accuracy geostatistics. Such procedures may be used as auxiliary tools for future planning in order to sample, as well as reduce uncertainties, improve the quality of the spatial patterns produced.

Key-words: soil respiration, ordinary kriging, sequential gaussian simulation, geostatistics.

1 INTRODUÇÃO

A emissão de CO₂ (ECO₂) da superfície do solo à atmosfera é componente significativo do ciclo do carbono (C) global. No Brasil, estima-se que mais de 70% da emissão de gases de efeito estufa (GEE) estejam relacionados com mudanças de uso da terra e desmatamento (CERRI & CERRI, 2007). No processo de queima da cana-de-açúcar, parte do C retido no tecido da planta é liberada para a atmosfera, resultando na composição do carbono atmosférico. O Estado de São Paulo, responsável por 60% da produção nacional de cana-de-açúcar, por meio de protocolo ambiental, regulamenta o final da prática da queima até 2014 para áreas mecanizáveis e até 2017 para áreas não mecanizáveis. Não havendo método disponível de mecanização, essas áreas deverão deixar de ser utilizadas para o cultivo da cana-de-açúcar (NOVAES et al., 2011).

O movimento do CO₂ para a atmosfera é controlado pela taxa de respiração do solo e pelo transporte do gás do interior do solo à atmosfera. O aumento do aporte de resíduos na superfície do solo, aliado à adoção de práticas de manejo menos agressivas, resultaria na captação do carbono atmosférico conforme observado por BAYER et al. (2000). No manejo da cana-de-açúcar (*Saccharum spp.*), são adotados principalmente dois sistemas de colheita: o primeiro com queima prévia do canavial e corte manual; e o outro sem procedimento de queima e corte mecanizado da cultura. A queima da cana-de-açúcar facilita o processo de colheita manual, além de auxiliar na redução de pragas da cultura. No processo de colheita mecanizado, ocorre a deposição de resíduos na superfície do solo, promovendo a retenção do C, constituindo em alternativa para sequestro do C-CO₂ atmosférico (NICOLOSO et al., 2008).

As estimativas das ECO₂ do solo, referentes às mudanças no uso da terra, são complexas e apresentam grande incerteza devido à alta variabilidade. A geoestatística fornece um conjunto de técnicas e ferramentas que podem ser utilizadas para caracterizar o padrão de distribuição espacial de inúmeras propriedades físicas, químicas e biológicas do solo (SOUZA et al., 2006; BOURENNANE et al., 2010). Tais técnicas têm sido utilizadas para o estudo da emissão de CO₂ do solo (ECO₂) em

diversos tipos de solo e cultivo (ROCHETTE et al., 1991; PRINGLE & LARK, 2006; BRITO et al., 2010; TEIXEIRA et al., 2011).

A krigagem ordinária (KO) consiste em um método de interpolação linear não viesada para valores quantitativos e tem sido aplicada na caracterização espacial de diversas propriedades do solo (BOURENNANE et al., 2010; DELBARI et al., 2010). O valor estimado pela krigagem nos locais não amostrados é obtido por uma combinação linear de médias dos locais conhecidos. Desta forma, a KO minimiza o erro da variância local, promovendo uma suavização do padrão espacial real da propriedade na área em estudo. O algoritmo usado na krigagem atua como um filtro, que tende a suavizar detalhes e valores extremos do conjunto de dados originais (DEUTSCH & JOURNEL, 1998).

Uma alternativa a esse problema de suavização da KO é o uso da simulação sequencial Gaussiana (SSG). A SSG gera inúmeros mapas alternativos de igual probabilidade da distribuição espacial da variável em estudo. Ao contrário da KO, a simulação reproduz os momentos estatísticos (histograma e modelo do semivariograma) dos dados originais, além de honrar os dados em seus locais amostrados (simulação condicional). O condicionamento dos dados da simulação consiste em todos os dados originais e todos previamente simulados, encontrados dentro da vizinhança do local a ser estimado, enquanto a krigagem leva em conta apenas os valores dos locais amostrados (DEUTSCH & JOURNEL, 1998). A técnica de simulação gera um conjunto de valores com médias e covariâncias específicas (FENG et al., 2004). CASTRIGNANO et al. (2012), avaliando os métodos de simulação e estimação para conteúdo de argila, relatam que o melhor método seria aquele que produz a distribuição do erro menos viesada, previsões mais precisas e erros menos correlacionados espacialmente.

Os métodos de KO e SSG buscam produzir estimativas em locais não amostrados. Nos estudos espaciais, a incerteza implica a imprecisão quantificada de um ponto estimado. O estudo das incertezas é um passo preliminar para investigar como os erros de previsão propagam por meio de funções complexas (GOOVAERTS,

2001). O objetivo deste estudo foi avaliar a incerteza associada ao padrão da distribuição espacial da ECO_2 , em áreas de cana-de-açúcar sob sistemas de colheita de cana crua (CC) e cana queimada (CQ), pelos métodos de simulação sequencial gaussiana (SSG) e krigagem ordinária (KO).

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Emissão de CO₂ do solo

O nível de concentração do CO₂ (dióxido de carbono) atmosférico aumentou globalmente em cerca de 100 ppm (parte por milhão) ao longo de um período de 100 anos, de uma faixa de 275-285 ppm na era pré-industrial para 379 ppm em 2005 (IPCC, 2005); o aumento de 50 ppm acima do valor pré-industrial foi alcançado na década de 70, em 200 anos; enquanto os 50 ppm restantes foram conseguidos em 30 anos. Nos 10 anos, entre 1995 e 2005, o CO₂ atmosférico aumentou cerca de 19 ppm, a maior taxa desde o início das medições diretas em 1950 (IPCC, 2007).

A emissão global líquida acumulada, proveniente de mudanças no uso da terra, durante o período de 1850-1998, teria sido de 133±55 Gt C, de acordo o LULUCF (*'Land Use, Land-Use Change and Forestry'*. –Uso da Terra, Mudança do Uso e Florestas) (IPCC, 2000). A estimativa é que a agricultura mundial contribua com aproximadamente 22% das emissões totais de CO₂, 80% das emissões de N₂O e 55% das emissões de CH₄ (IPCC, 2007). Já no Brasil, estima-se que 75% das emissões de CO₂, 94% das emissões de N₂O e 91% das emissões de CH₄ sejam oriundas de atividades agrícolas (CERRI & CERRI, 2007).

O solo é considerado o principal reservatório temporário de carbono (C) no ecossistema terrestre, por apresentar, em média, 4,5 vezes mais carbono do que a biota e 3,3 vezes mais do que a atmosfera (LAL, 2004). A entrada de C para o solo está associada principalmente à quantidade e à distribuição da produção primária no ciclo da vegetação. Mudanças do clima, incluindo temperatura e umidade, afetam o estoque de carbono por meio de seus efeitos sobre a entrada (fotossíntese de plantas) e a saída (respiração) (CHOUDURY, 2000). O carbono ingressa no sistema pela fotossíntese de plantas e retorna à atmosfera pelas atividades respiratórias autotróficas e heterotróficas – inerentes às perdas por herbivoria e decomposição da matéria orgânica (IPCC, 2000) ou compostos orgânicos voláteis.

Quando uma floresta é removida para a atividade agrícola, o estoque de carbono na biomassa acima do solo é reduzido e, após a ação de queimada e processos de aração e gradagens para o plantio, há incremento na perda de C-orgânico, sendo grande parte liberada rapidamente para a atmosfera. A emissão de CO₂ (ECO₂) da superfície do solo é componente significativo do ciclo do carbono e pode ser afetada pelo processo de aquecimento global. XU & QI (2001) estimaram que o aumento do aquecimento global de 0,03 °C por ano pode acentuar a respiração do solo em 60 Pg C adicional para a atmosfera.

As áreas agrícolas podem funcionar como fonte ou sumidouro de C, a depender das práticas de manejo adotadas. A fonte de C comumente expressa incremento no nível de CO₂ liberado pela superfície. O sumidouro de C é caracterizado, principalmente, devido à fixação de carbono no solo e a fitomassa depositada resultante do avanço agrícola nas práticas de manejo (CERRI et al., 2009), como o sistema de plantio direto ou de cultivo mínimo, reduz a liberação para a composição do carbono atmosférico. REICOSKY (1997) afirma que a perda acumulada de CO₂, após 5 horas de preparo do solo pelo arado de aiveca, resultou em até 81,3 g CO₂.m⁻² comparado com área sem revolvimento do solo, 6 g CO₂.m⁻². A aração e a gradagem em profundidade, envolvidas no sistema de plantio, estimulam a decomposição de matéria orgânica no solo e, provavelmente, faz com que haja perda acentuada deste carbono (PINHEIRO et al., 2010) para a atmosfera.

Segundo RAICH & SCHLESINGER (1992), o movimento do CO₂ para a atmosfera é controlado pela taxa de respiração do solo, gradiente de concentração da molécula do gás entre o solo e a atmosfera; tamanho, distribuição e conectividade dos poros; temperatura do ar e velocidade do vento. SIQUEIRA NETO et al. (2011), avaliando emissões em diferentes usos da terra no bioma Cerrado, verificaram menores emissões durante o inverno, quando o solo apresentou menor teor de água pode ter reduzido a atividade microbiana, e de acordo KONDA et al. (2007), a principal fonte de produção de CO₂ no solo é resultante da decomposição de matéria orgânica e respiração de raízes de plantas. FERNANDES et al. (2004), avaliando a ECO₂ do solo em área sob sistema de pastagem com e sem adição de fósforo em relação à área de

floresta na região Amazônica, observaram que a emissão em área de pastagem foi maior que a emissão em área de floresta durante o período seco e úmido, no entanto não diferiu quando comparado com a área com pastagem fertilizada. Segundo os autores, a similaridade na ECO_2 está relacionada com a atividade microbiana do solo, pois a atividade microbiológica é mais intensa nos primeiros 30 dias após a adição de fertilizante, e esta diferença passa a ser indetectável após 5-6 meses depois da fertilização.

De acordo com a Organização das Nações Unidas para Agricultura e Alimentação - FAO, a área agrícola mundial é de 4,8 G ha (1 G ha = 10^9 ha) aproximadamente 11% da área terrestre (FAOSTAT, 2012). No Brasil, a área agricultável é de aproximadamente 264 milhões de hectares e, aproximadamente 75% do CO_2 emitido para atmosfera são resultado de mudanças no uso da terra e pelo desmatamento (CERRI & CERRI, 2007). Do total da área agricultável no Brasil, 8.434,3 milhões de hectares foram convertidos em área sob plantio de cana-de-açúcar. Atualmente, o Brasil é o maior produtor mundial, com produção de 719.157.000 Mt, seguido pela Índia (277.750.000 Mt) e China (111.454.359 Mt), de acordo com dados da FAO para o ano base de 2010. O Estado de São Paulo ocupa a maior parte, com 4,4 milhões de hectares, aproximadamente 54% da área cultivada no Brasil (CONAB, 2012).

Estudo realizado em função de dados de 16 anos de manejo de cana crua *versus* cana queimada, MACEDO (1998) encontrou aumento de C no solo, no sistema cana crua, de $270 \text{ kg ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$, na profundidade de 20 cm, em média, durante o período. No entanto, o processo de queima da palha retorna C para a atmosfera e 95% do carbono fixado pelas folhas verdes e raízes retornam à atmosfera durante o processo. A produção de uma tonelada de fitomassa em matéria seca de cana-de-açúcar fixa, no mínimo, 0,42 t C, correspondendo à mitigação de 1,54 t de CO_2 da atmosfera (PAULA et al., 2010). Estima-se que, no Brasil, o estoque de C, na camada de 0-30 cm do solo, seja de aproximadamente 36,4 Pg C (Pg C= 10^{15} g C) (BERNOUX et al., 2002). O sistema radicular das plantas pode ser usado para sequestrar e redistribuir

o carbono em profundidade no perfil do solo, podendo ser menos suscetível à conversão em CO₂.

Dados sobre a ECO₂ em solos tropicais, em áreas sob cultivo de cana-de-açúcar, são esparsos. TEIXEIRA et al. (2011) observaram, em medidas de CO₂ realizadas em área de cana-de-açúcar, durante os períodos da manhã e tarde, maiores emissões no período da tarde. As medidas foram realizadas dois dias após o preparo do solo com grade aradora, o que pode ter alterado a ECO₂ devido ao distúrbio ocasionado ao solo. REICOSKY (1997), avaliando ECO₂ entre métodos de preparo do solo, em áreas com trigo, observou diferença de até 498% entre o sistema com método de cultivo sem revolvimento (*no-tillage*) para os sistemas em métodos com diferentes preparos de solo. Estes resultados demonstram que método em que a superfície do solo fica mais rugosa, a emissão é mais intensa devido à maior área superficial e à exposição dos espaços vazios (poros), o que facilitaria a movimentação e a liberação de CO₂ do solo. Tal movimentação faz com que o carbono "drenado" da atmosfera pela planta para o solo, durante a fotossíntese, seja liberado do compartimento do solo.

No manejo da cultura da cana-de-açúcar, a prática de queima é realizada no final do ciclo de produção para o procedimento de corte manual, resultando na redução do aporte de matéria orgânica bruta, favorecendo o processo de mineralização da matéria orgânica já existente (CEDDIA et al., 1999). A ação de queima de resíduos vegetais pode influenciar a dinâmica e a magnitude do movimento de C entre a superfície do solo e a atmosfera. BREMER & HAM (2010), estudando fluxo de carbono líquido em área de pastagem no Kansas - EUA, com queima anual e bianual, observaram que a emissão média CO₂ do solo foi 15% menor em área queimada bianualmente quando comparada com área queimada anualmente, durante a estação de crescimento, refletindo a maior perda respiratória na área com queima anual.

O manejo de culturas sem queimas ou a incorporação de resíduos vegetais apresentam como fator positivo a manutenção de cobertura vegetal na superfície, redução do processo de erosão, manutenção da umidade e fornecimento de material orgânico para decomposição a longo prazo. Pesquisa realizada por RUMPEL (2008) em

área de trigo com queima por mais de 30 anos, demonstrou que a queima de resíduos da colheita não afetou o estoque de carbono no solo. No entanto, a perda de 'black-carbon' (cinzas) por erosão superficial foi de 50% do carbono adicionado pela queima dos resíduos. PINHEIRO et al. (2010), avaliando o estoque de carbono em área de cana-de-açúcar sob sistemas com e sem queima de resíduos, em Linhares-ES, verificaram após 14 anos de conservação da palha no solo, que o estoque de C na profundidade de 0-10 cm foi de aproximadamente 4 Mg ha^{-1} a mais quando comparado ao sistema com queima. Esta diferença no estoque de C no solo, é equivalente ao incremento de $0,93 \text{ Mg.ha}^{-1} \text{ ano}^{-1}$.

A ECO_2 envolve vários atributos e mecanismos do solo. A difusividade do CO_2 para a atmosfera é propiciada pela ligação entre os vazios do solo (poros) até a atmosfera. Contudo, os sistemas de manejo que aumentam a adição de resíduos vegetais e a retenção de C no solo constituem alternativas importantes para aumentar a capacidade do dreno biológico de C- CO_2 atmosférico (CERRI et al., 2007). Sistemas conservacionistas de manejo têm sido a grande alternativa para os solos agrícolas brasileiros para a retenção de CO_2 atmosférico (COSTA et al., 2008b), pois a mitigação das emissões é dependente da adoção de práticas que favoreçam o incremento do teor de matéria orgânica no solo.

HERBST et al. (2010) observaram que o conteúdo de água no solo tem alto potencial de predição da variação espacial da respiração heterotrófica, além de ter efeito ambíguo, ou seja, em solos muito úmidos, a difusão é dificultada, uma vez que os poros estão preenchidos com água e, em solos secos, a produção de CO_2 é limitado pela disponibilidade de água para decomposição do carbono. No entanto, DANDREA et al. (2009) avaliando variações a curto prazo do ECO_2 , determinaram que a dinâmica da água e oscilações de temperatura não foram os principais determinantes da ECO_2 em áreas com cafeeiros, mas, sim, os fatores de metabolismo da planta e a atividade do sistema radicular.

BRITO et al. (2009), estudando a ECO_2 do solo em posições topográficas na paisagem, observaram que a emissão em diferentes formas da paisagem apresentou

uma relação exponencial com a temperatura, principalmente para a área côncava, quando comparada com a área de declividade e sopé para a região avaliada, enquanto a umidade foi evidente nas regiões côncavas e com declividade. De acordo com BRITO et al. (2010), é importante entender a variabilidade espacial da emissão de CO₂ do solo a fim de melhor compreender sua dinâmica em diferentes ecossistemas. A geoestatística tem sido utilizada na caracterização da variabilidade espacial da emissão de CO₂ em diversas áreas como a vulcanologia (CARDELLINNE et al., 2003; LEWICKI et al., 2005) e solos agrícolas (LA SCALA et al., 2000; HERBST et al., 2004; PETRONE, 2008) em diferentes culturas.

2.2 Geoestatística

Conhecer a variabilidade da emissão de CO₂ do solo (ECO₂) é importante para o entendimento de sua dinâmica a fim de orientar o sistema de manejo para preservar o conteúdo de carbono, ajudando, assim, a minimizar a emissão de gases de efeito estufa. No entanto, há poucas referências para estudos da variabilidade da emissão de CO₂ em solos agrícolas (LA SCALA et al., 2000; PANOSSO et al., 2008; D'ANDREA et al., 2009; BRITO et al., 2010). A geoestatística é uma ferramenta hábil para essa caracterização por levar em conta a posição espacial dos pontos amostrados, ou seja, sua organização no espaço. De acordo com OLEA (1991, *apud* DEUTSCH & JOURNEL, 1998), a geoestatística está envolvida com “o estudo de fenômenos que flutuam no espaço” e/ou “no tempo” (DEUTSCH & JOURNEL, 1998).

Inicialmente, uma análise exploratória dos dados é importante para conhecer a forma da distribuição da variável em estudo. A distribuição de frequência e os histogramas fornecem uma visualização em relação à tendência ou não de assimetria dos dados, promovendo a descrição da probabilidade ou da possibilidade associada com um dado valor. A média dos dados, por sua vez, fornece uma medida não tendenciosa e eficiente da distribuição e da posição que melhor representa a variável. Juntamente com a média, o desvio-padrão permite-nos visualizar a dispersão média dos valores.

A dimensão da dispersão em torno da média pode ser obtida pelo coeficiente de variação (CV). Outra medida importante descrita pela estatística descritiva é a assimetria dos dados, e está relacionada à simetria do histograma em relação à média (ROSSI et al., 1992). A predominância de valores do conjunto de dados muito pequenos ou grandes, em relação à média, gera histograma assimétrico. O achatamento da curva em relação a uma distribuição-padrão, curva normal, é definido pelo coeficiente de curtose.

2.2.1 Teoria geoestatística

A geoestatística baseia-se na teoria das variáveis regionalizadas proposta por MATHERON (1963), na qual qualquer variável distribuída espacialmente é, por definição, “regionalizada” e o estudo de tal variável pode ser abordado por meio da aplicação de técnicas geoestatísticas (HAMLETT et al., 1986). Inicialmente, da escola francesa, as primeiras aplicações geoestatísticas abordavam problemas ligados aos recursos geológicos e, a partir do final dos anos 70, o ambiente passa a assimilar modelos geoestatísticos para avaliar a qualidade da água e do solo, poluição atmosférica, entre outros.

A existência de padrão espacial de propriedades que governam a ECO₂, como temperatura (FANG et al., 2001; ZHANG et al., 2010;), umidade (FENG et al., 2004; WU et al., 2010; LA SCALA et al., 2000) e topografia (BRITO et al., 2010), pode induzir um padrão para caracterizar a emissão de CO₂ do solo. Os fatores que determinam as variáveis ambientais são numerosos, grandemente desconhecidos em detalhe, e interagem com tal complexidade que não permitem considerar seus resultados como aleatórios.

A teoria das variáveis aleatórias regionalizadas leva em conta a distância de separação entre as amostras vizinhas, sendo que a variação espacial entre essas amostras pode ser expressa pela soma de uma componente estrutural ($m(x)$), uma componente aleatória ($\varepsilon'(x)$) e um erro residual (ε'') (BURROUGH & McDONNEL, 2006):

$$Z(x)=m(x)+\varepsilon'(x)+\varepsilon''$$

Eq. 1

O fenômeno natural deve levar em conta, principalmente, a componente aleatória e o erro residual.

Uma variável aleatória (VA) é uma variável que pode tomar uma série de valores de resultados de acordo com alguma função de distribuição de probabilidade acumulada (*fda*) (GOOVAERTS, 1998). Assim um ponto $Z(x_i)$ é tratado como uma variável aleatória com uma média, μ , uma variância, σ^2 , momentos de primeira e segunda ordens, e uma *fda* entre duas VA, $Z(x_1)$ e $Z(x_2)$ (MATHERON, 1971).

O conjunto de VA, $Z(x_i)$, $i=1, \dots, N$, correlacionadas entre si, constitui uma função aleatória (FA), um processo aleatório ou um processo estocástico, da qual se conhece apenas uma realização $z(x_i)$ – conjunto de dados experimentais. Uma FA é definida como o conjunto de variáveis aleatórias geralmente dependentes para cada local da área de estudo. Na prática, a análise multivariada é limitada a *fda*'s que envolvem não mais que dois locais no tempo e seus correspondentes momentos. Uma abordagem mais profunda é dada em GOOVAERTS (1998).

Com apenas uma realização, é impossível estimar quaisquer parâmetros estatísticos, e a solução proposta pela geoestatística é assumir a estacionariedade da FA (SOARES, 2006). Se admitirmos que todas as VAs possuem a mesma média sobre a área em estudo, este parâmetro passa a ser independente da localização de (x_i) . Essa hipótese de estacionariedade da média não pode ser validada nem refutada na prática, pois, na realidade, só existe uma realização da FA (VIEIRA, 2000). Se a esperança matemática de uma VA é constante, independentemente da origem, pode-se dizer que é estacionária de primeira ordem e, portanto, a média será a mesma para todo o processo:

$$m=\{Z(x_i)\} \quad \text{Eq. 2}$$

Um processo é estacionário se o seu desenvolvimento, no tempo ou no espaço, ocorre de maneira mais ou menos homogênea, com oscilações aleatórias contínuas em torno de um valor médio (GUIMARÃES, 2004). A hipótese de estacionariedade em relação à covariância, e o semivariograma, que são medidas das médias da correlação

entre duas VAs, dependem somente da distância espacial entre elas e é independente de sua localização (GOOVAERTS, 1998). Essa hipótese implica que os pares correspondentes da FA $\{Z(x_i), Z(x_{i+h}); i=1, \dots, n\}$ são originados da mesma distribuição em dois pontos (duas VAs que relatam o mesmo valor do atributo z , em dois pontos ou locais diferentes).

Uma FA é dita estacionária de segunda ordem quando o valor esperado (média) é constante e invariante dentro da área de estudo, e a covariância e o semivariograma entre dois pontos existem e dependem somente do vetor de separação \mathbf{h} . A similaridade ou a dissimilaridade entre dados separados por um vetor \mathbf{h} podem ser quantificadas pela covariância e pelo semivariograma, respectivamente.

A covariância entre dados separados por um vetor \mathbf{h} é calculada por:

$$C(\mathbf{h}) = \frac{1}{N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} z(x_i) \cdot z(x_i + \mathbf{h}) - m_{-\mathbf{h}} \cdot m_{+\mathbf{h}} \quad \text{Eq. 3}$$

em que: $N(\mathbf{h})$ é o número de pares de dados dentro da classe de distância e direção, e $m_{-\mathbf{h}}$ e $m_{+\mathbf{h}}$ são as médias correspondentes à cauda e à cabeça (lag médio) dos pontos (GOOVAERTS, 1998).

O semivariograma, ao contrário da covariância, mensura dissimilaridades médias entre dados separados por um vetor \mathbf{h} . O semivariograma é calculado como o quadrado médio da diferença entre os componentes de cada par de dados

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2N(\mathbf{h})} \sum_{i=1}^{N(\mathbf{h})} [z(x_i) - z(x_i + \mathbf{h})]^2 \quad \text{Eq. 4}$$

em que: $[z(x_i) - z(x_i + \mathbf{h})]$ é um \mathbf{h} -incremento do atributo z .

A definição do semivariograma não requer a existência de uma média constante e variância finita para a FA $Z(x)$. Uma condição suficiente é que o incremento da FA $[Z(x) - Z(x + \mathbf{h})]$ seja estacionário de ordem dois, uma condição referida como hipótese intrínseca (GOOVAERTS, 1998), ou seja, é uma hipótese estacionária limitada ao crescimento da variável regionalizada.

O semivariograma descreve a semivariância (metade da diferença esperada ao quadrado) entre pares de dados separados por sua distância de localização. Assim, quanto mais próximos estiverem os pontos amostrados, maior a semelhança entre eles e, portanto, menor a semivariância. Para a distância $h=0$, a semivariância $\gamma(0)=0$. À medida que a semivariância cresce com o incremento de h , até atingir um valor constante para $\gamma(h)$, as variações não são justificadas pela semelhança entre os pontos. A distância h na qual a $\gamma(h)$ se torna constante é chamada alcance da dependência espacial (a), e, a partir desse alcance, a distribuição espacial dos dados é aleatória. O efeito pepita (C_0) representa o inexplicável ou variância aleatória frequentemente causada por erros de medida ou microvariabilidade da propriedade que não pôde ser detectada na escala de amostragem (TRANGMAR et al., 1985); e C_1 representa a componente estrutural da semivariância. A soma C_0+C_1 , nos representa o patamar, que é a variância a priori dos dados.

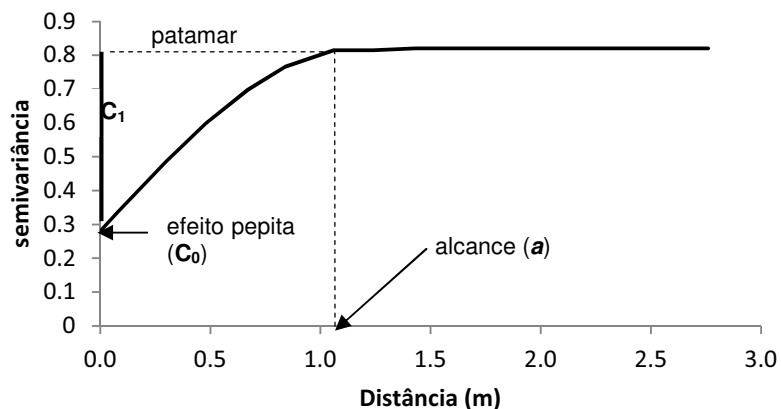


Figura 1. Semivariograma experimental e parâmetros (a) alcance; (C_0) efeito pepita; (C_1) variância estrutural; patamar e modelo ajustado.

Os modelos permissíveis que podem ser ajustados aos semivariogramas experimentais limitam-se a um conjunto restrito de funções positivas definidas que normalmente cobrem os dados de dispersão em ciências da terra e do ambiente (SOARES, 2006). Uma prática comum consiste em usar combinações lineares de modelos permissíveis conhecidos. Os modelos mais usados são:

- ... Modelo esférico: modelo definido por um alcance real **a** e contribuição da variância positiva, ou valor do patamar **c**.

$$\hat{\gamma}(h) = \begin{cases} c_0 + c. \left[1,5 \frac{h}{a} - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & \text{se } h \leq a \\ c, & \text{se } h \geq a \end{cases} \quad \text{Eq. 5}$$

- ... Modelo exponencial: modelo definido por um alcance efetivo **a**, ou seja, por alcançar o patamar assintoticamente, o alcance é definido pela distância em que $\gamma(h) = 0,95 c$, e uma contribuição da variância positiva **c**.

$$\hat{\gamma}(h) = c_0 + c. \left[1 - \exp\left(-\frac{3h}{a}\right) \right] \quad \text{Eq. 6}$$

- ... Modelo gaussiano: modelo definido por um alcance efetivo **a**, e uma contribuição da variância positiva **c**.

$$\hat{\gamma}(h) = c_0 + c. \left[1 - \exp\left(-\frac{(3h)^2}{a^2}\right) \right] \quad \text{Eq. 7}$$

- ... Modelo de potência: modelo definido por uma potência $0 < \omega < 2$ e inclinação positiva **c**.

$$\hat{\gamma}(h) = c.h^\omega \quad \text{Eq. 8}$$

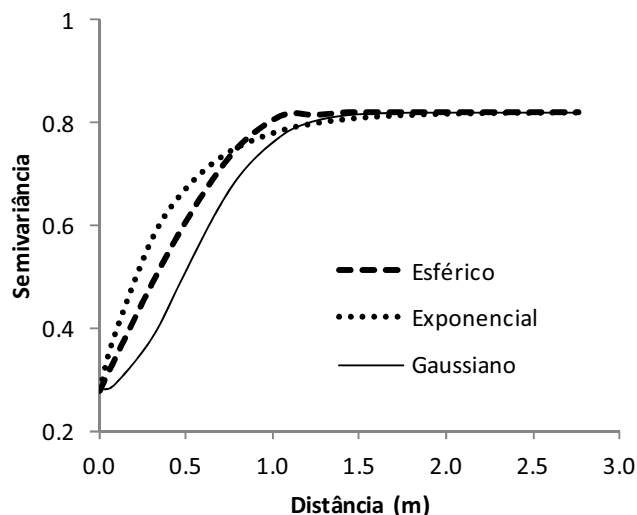


Figura 2. Modelos dos semivariogramas experimentais.

O comportamento próximo da origem é diferente em cada modelo, o que pode auxiliar no ajuste da variável em estudo. O comportamento parabólico próximo à origem do modelo Gaussiano caracteriza fenômeno altamente regular, como, por exemplo, relevo suavemente ondulado em que o comportamento pouco muda na pequena escala; os modelos esférico e exponencial apresentam rápido crescimento na origem, no entanto, o modelo exponencial incrementa a variância mais rapidamente com a distância que o esférico, caracterizando fenômenos com alta variabilidade espacial.

Após modelar o semivariograma experimental, é possível estimar valores da variável em estudo, em pontos não amostrados dentro da área por meio dos interpoladores. O mais comumente utilizado é o interpolador da krigagem.

2.2.2 Krigagem ordinária

Krigagem é um termo genérico adotado por geoestatísticos para uma família generalizada de algoritmos de regressão de mínimos quadrados, em reconhecimento aos trabalhos pioneiros de DANIEL KRIGE (1951). O método resulta de uma combinação linear de amostras vizinhas, e o ponto a ser estimado $\hat{z}(x_0)$ pode ser descrito por

$$\hat{z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad \text{Eq. 9}$$

$$\text{com } \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad \text{Eq. 10}$$

sendo n o número de vizinhos amostrados $z(x_i)$, e λ_i os pesos associados a cada ponto $z(x_i)$.

Segundo BURROUGS (1995), o método de interpolação da krigagem é ótimo no sentido de que os pesos dos interpoladores λ_i , da Eq. 10, são escolhidos para otimizar a função de interpolação, ou seja, fornecer a melhor estimativa linear não viesada (“BLUE”) do valor médio da variável em um determinado local.

O importante da krigagem é que o modelo ajustado ao semivariograma experimental é usado para estimar os λ_i . O semivariograma é a fonte de informação da forma e do tamanho da vizinhança e dos pesos que deverão ser usados para estimar o valor de $Z(x_0)$, ou seja, o valor de Z no local x_0 não amostrado. Os pesos λ_i são

escolhidos tal que a estimativa $\hat{Z}(x_0)$ é não viesada, e a variância da estimação σ_e^2 é menor que qualquer outra combinação linear dos valores observados. A variância mínima da estimação, $\text{var}\{Z(x_0) - \hat{Z}(x_0)\}$ é obtida se os λ_i ($i=1, \dots, n$) atenderem

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_j) \psi = \gamma(x_i, x_0) \quad \text{Eq. 11}$$

sendo: $\gamma(x_i, x_j)$ a quantidade da semivariância de Z entre os pontos x_i e x_j e $\gamma(x_i, x_0)$ é a semivariância de Z entre os pontos amostrais e o ponto não amostrado x_0 . Estes dois valores são obtidos do semivariograma ajustado. Mais ainda, ψ é uma constante adicional introduzida por razões técnicas, denominada de multiplicador de Lagrange. A Equação 11 e a restrição $\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$, juntas, formam as $n+1$ equações lineares do sistema de krigagem, com $n+1$ parâmetros desconhecidos, e deve ser resolvido para os λ_i ($i=1, \dots, n$) e ψ por métodos clássicos de álgebra linear. A condição de não viés do estimador da Equação 9 é obtida da restrição $\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$, e a variância mínima resultante da solução do sistema de krigagem é dada por

$$\sigma_e^2 = \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, x_j) + \psi \quad \text{Eq. 12}$$

A krigagem ordinária (KO) é um método de interpolação preferível porque não requer conhecimento da estacionariedade da média sobre a área de estudo. Somente amostras locais, que estão dentro do alcance de dependência espacial, são usadas na krigagem (TRANGMAR et al., 1985). Amostras mais próximas do ponto a ser estimado têm maior peso, resultando que o semivariograma precisa ser mais acurado sobre os primeiros lags. O ganho na inclusão de pontos distantes ao estimado é pequeno, e pontos que ocorrem agrupados, têm menor peso que pontos que ocorram sozinhos. Este último é resultado do efeito 'declustering' – desagregador – da krigagem.

O estimador da krigagem é não viesado somente em relação à média da lei de distribuição da variável que se pretende inferir, mas não em relação à lei de distribuição de probabilidade (SOARES, 2006). É um estimador ótimo da média, não da variância.

No formalismo da krigagem, o erro é independente em relação ao valor estimado (GOOVAERTS, 1998), e a semivariância dos valores reais é igual à soma da

semivariância dos valores estimados e dos erros associados à estimação (maiores detalhes em SOARES, 2006). O aumento do erro de estimação pode estar associado a fatores como a estrutura da continuidade espacial (GOOVAERTS, 1997; WEBSTER & OLIVER, 2007) e o número de informação disponível para o processo de estimação (SOARES, 2006), demonstrando o bom desempenho da estimação da média e a atenuação da estimação da variância. Como consequência, tem-se o efeito de suavização de valores extremos, resultando na subestimação da proporção dos valores acima da média e a superestimação da proporção dos valores inferiores à média.

2.2.3 Simulação sequencial gaussiana

A simulação sequencial gaussiana (SSG) é o processo de construção alternativa, de igual probabilidade, de modelos de alta resolução da distribuição espacial (DEUTSCH & JOURNAL, 1998). Ao contrário da KO, a simulação não pretende obter a imagem média ou a mais provável de um dado recurso, mas, sim, um conjunto de imagens equiprováveis que permitem avaliar o comportamento de valores extremos. A condição de não viés da KO é uma deficiência quando se pretende detectar padrões de valores extremos do atributo, e a suavização não é uniforme por depender da configuração local dos dados, ou seja, a suavização é mínima perto das posições dos dados e aumenta à medida que o local a ser estimado fica mais distante dos locais amostrados.

A abordagem sequencial é o método mais simples para simulação em um campo gaussiano multivariado. Cada valor é simulado sequencialmente de acordo com a função densidade acumulada condicional (*fdac*), a qual deve ser determinada em cada local a ser simulado. Todas as imagens geradas são equiprováveis, respeitam o histograma condicionante e os dados originais. O condicionamento dos dados compreende todos os dados originais e todos os valores simulados anteriormente na vizinhança do ponto a ser simulado (WEBSTER & OLIVER, 2007).

A SSG é um tipo de simulação sequencial onde todos os valores da variável em estudo são previamente transformados para uma lei de distribuição gaussiana, segundo a relação $Y(x)=\phi[Z(x)]$, sendo que toda a simulação é desenvolvida posteriormente em “ambiente gaussiano” (JOURNAL, 1989). A transformação dos dados para a

distribuição original é feita no fim da simulação. A SSG assume que o erro da krigagem seja normalmente distribuído com média igual a zero e variância mínima. Pode-se dizer que se trata de um método paramétrico (NUNES & ALMEIDA, 2010), no sentido de que se caracterizam localmente, por krigagem, os parâmetros de uma lei de distribuição do tipo gaussiano (média e variância).

A simulação não é um substituto da estimação. A simulação é mais apropriada que a krigagem quando o interesse é a variabilidade local da propriedade, e muita da informação pode ser perdida pelo efeito de suavização da krigagem. Um conjunto de simulação condicional fornece uma medida de incerteza sobre a distribuição espacial da propriedade de interesse.

2.3 Qualidade do ajuste

Na modelagem espacial, o espaço geográfico é representado objetivando estudar os diversos processos espaciais e seus impactos em várias escalas (VERAS et al., 2011). Os modelos resultantes da KO e SSG são representações aproximadas de estimativas em locais não amostrados. Nos estudos espaciais, a incerteza implica uma precisão quantificada do ponto estimado, sendo importante avaliar seu resultado considerando como parâmetros de comparação os dados amostrais. Para este fim são utilizadas medidas que estimem o grau de similaridade entre os mapas resultantes da KO e SSG e dos dados amostrais. Antes de usar tais modelos na tomada de decisão, deve-se avaliar o quanto tais modelos são capazes de capturar a incerteza sobre valores desconhecidos.

Uma distribuição de probabilidade é dita acurada se 10% do intervalo de probabilidade (IP) simétrico contém 10% ou mais do valor verdadeiro no tempo, e 20% do IP contém 20% dos valores verdadeiros ou mais, e assim por diante com o incremento do IP. DEUTSCH (1996) propôs o cálculo de eficiência de ajuste para avaliar a proximidade dos valores estimados e teóricos que caem dentro do intervalo de probabilidade e daqueles que falham em cair dentro deste intervalo preestabelecido.

Valores imprecisos poderiam levar à subestimativa a presença de altas concentrações, com consequência para as avaliações de risco. BARABÁS et al. (2001), avaliando concentração de dioxin no estuário de um rio, observaram subestimação para

o $IP > 0,65$ caso inacurado, ou seja, indica que o tamanho da distribuição não é amplo o suficiente para capturar o comportamento dos dados.

Para avaliar a qualidade da reprodução dos semivariogramas, GOOVAERTS (2000) propôs critério de otimização considerando que a reprodução seja limitada aos primeiros lags. Para a SSG, as discrepâncias entre as realizações, as flutuações ergódicas, não permitem reprodução exata dos histogramas e modelos do semivariograma. O critério deve possibilitar que características desejáveis da estimação, como a pequena predição de erros, possibilitem a reprodução do padrão do semivariograma (GOOVAERTS, 1998).

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Caracterização da área de estudo

Este estudo foi realizado na Fazenda São Bento, pertencente à usina São Martinho, numa área destinada à produção de cana-de-açúcar nos últimos 35 anos, localizada no município de Guariba, São Paulo, Brasil. As coordenadas geográficas da área são 21° 24' S e 48° 09' W, com elevação média de 550 m. O clima na região é classificado como Aw, conforme classificação de Köppen, tropical de verão chuvoso e inverno seco. A precipitação média anual é de 1.425 mm, concentrando-se principalmente entre os meses de outubro e março. A temperatura média anual na região, nos últimos 30 anos, é de 22.2 °C.

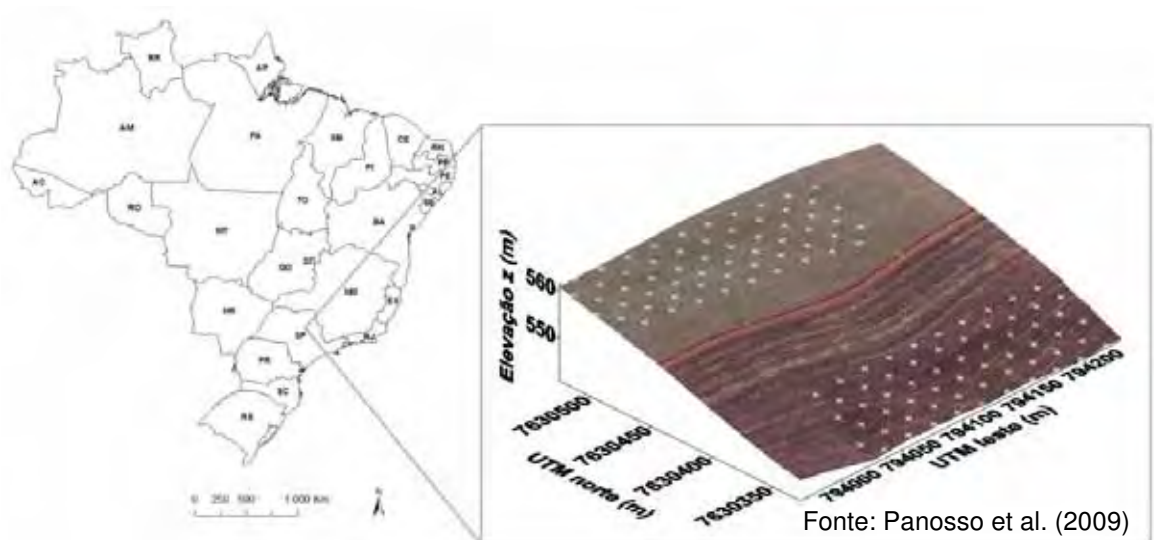


Figura 1. Mapa de localização das malhas amostrais instaladas em áreas de cana crua (CC) e cana queimada (CQ).

O solo sob a área de estudo foi classificado como LATOSSOLO VERMELHO Eutroférico textura argilosa (LVef) (EMBRAPA, 2006), localizado em área com baixa declividade (3-4%), sendo utilizadas duas áreas, com sistemas de manejo específicos. A primeira área com sistema de colheita de cana crua (CC), apresenta histórico de colheita mecanizada de 7 anos, resultando em acúmulo de palha de cana-de-açúcar na superfície do solo, após a colheita de 12 Mg/ha; a colheita ocorreu em 16-05-2007 (dia juliano 136). A segunda área, em sistema de queima e corte manual, ou cana queimada

(CQ), tem histórico de cultivo de cana-de-açúcar desde 1970; essa área foi colhida em 9/06/2007 (dia juliano 160). Foi instalada, em cada área, uma malha de amostragem 190 m x 50 m com 60 pontos em cada uma, com distância mínima de 13,3 m entre os pontos.

A emissão de CO₂ foi registrada com câmara de fluxo portátil, sistema LI-8100 (LICOR, Lincoln, NE, USA), durante o período inicial de desenvolvimento da cana-de-açúcar. O sistema monitora as mudanças da concentração de CO₂ ([CO₂]) por meio do conteúdo de ar circulante no interior da mesma, sendo esta concentração próxima àquela da atmosfera local. A medição do CO₂ foi realizada por um sistema de análise que quantifica a concentração por meio do sistema de análise de gás na região espectral do infravermelho (IRGA) e calcula a emissão em cada ponto da malha em estudo. Um resultado é tomado no intervalo de 1 min 30 s, baseados nas medidas de [CO₂] tomadas dentro da câmara, a cada 3 segundos. A câmara possui volume interno de 854,2 cm³ com área de contato circular, com o solo de 83.7 cm², e esta foi acoplada sobre colares de PVC previamente instalado (24 horas antes da primeira leitura), a 3 cm de profundidade no solo, com a finalidade de minimizar os distúrbios causados pela inserção da câmara diretamente no solo, no momento da leitura, bem como de preservar sua estrutura porosa.

Foram realizadas três medidas em cada área, entre as 7 e as 10 h da manhã. Na área de cana crua, as medidas foram tomadas nos dias 191 (CC191), 200 (CC200) e 248 (CC248) (dias julianos); na área sob o manejo de cana queimada, as medições foram realizadas nos dias 192 (CQ191), 201 (CQ201) e 246 (CQ246) (dias julianos).

Este trabalho resulta de banco de dados fornecido pela Universidade Estadual Paulista, Júlio de Mesquita Filho/FCAV. Maiores detalhes podem ser encontrados em PANOSSO (2011a).

3.2 Análises estatísticas

Inicialmente, a variabilidade dos dados foi descrita pela estatística descritiva (média, mediana, desvio-padrão, erro padrão, mínimo, máximo, coeficientes [variação,

assimetria e curtose]). O objetivo da análise exploratória dos dados é determinar a forma da sua distribuição, grupamento estatístico, etc. (BOURGAULT et al., 1997).

A variabilidade espacial foi avaliada por meio da aplicação de técnicas geoestatísticas (GOOVAERTS, 1997). A dependência espacial entre as medidas de ECO2 foi detectada por meio do semivariograma, uma medida de dissimilaridade entre as observações em função do vetor de separação h . Sob a hipótese intrínseca de estacionariedade do semivariograma experimental $\hat{\gamma}(h)$ é estimado como sendo a metade do quadrado da diferença entre os componentes de todos os pares de dados, conforme descrito na Equação 4. O semivariograma é a ferramenta fundamental da geoestatística do qual é possível caracterizar as estruturas de dependência espacial e as correlações das variáveis regionalizadas (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

A escolha do melhor modelo ajustado ao semivariograma baseou-se no procedimento de validação cruzada (VC), um critério de ajuste dos modelos do semivariograma experimental aos dados amostrais da ECO2 por meio da comparação entre os valores observados e estimados pelo KO, sendo adotado o modelo que produzir regressão linear mais próxima da bissetriz, ou seja, o coeficiente de x , **a**, coeficiente angular a da reta próximo a 0; e o termo constante **b**, coeficiente linear, próximo a 1. O bom ajuste possibilita o aceite do modelo para a estimativa dos valores de ECO2.

3.2.1 Krigagem ordinária (KO)

A krigagem ordinária é uma estimativa local em que cada estimativa é uma média dos pesos dos valores observados na vizinhança (TRANGMAR et al., 1985), ou seja, é uma média móvel ponderada das amostras vizinhas (Eq. 9). Apesar de a KO ser a melhor estimativa linear não viesada, ela tem por características apresentar menor variabilidade que os dados originais, não reproduzindo tão bem o histograma dos dados e os semivariogramas ajustados. A rotina *kb2d*, programa GSLIB, Geoestatistical Software Library (DEUSTCH & JOURNEL, 1998), foi utilizada para o cálculo da KO.

3.2.2 O algoritmo de simulação sequencial gaussiana (SSG)

A simulação sequencial gaussiana (SSG) é desenvolvida em ambiente multiGaussiano. O ponto central desse método consiste no conhecimento das N funções de distribuição acumulada condicional (*fdac*). Cada variável é simulada sequencialmente de acordo com sua função de distribuição condicional acumulada (*fdac*) totalmente, caracterizada a partir do sistema de krigagem. A simulação é dita condicional (ou condicionada) se as realizações resultantes representarem valores observados em diferentes localizações (DEUTSCH & JOURNAL, 1998).

O algoritmo da SSG procede da seguinte forma:

- i..... Assegurar que os dados amostrais são aproximadamente normais. Transformar os dados amostrais em dados normais padronizados;
- ii..... Calcular e modelar o semivariograma dos dados normalizados;
- iii..... Definir o caminho aleatório em que cada ponto a ser simulado seja visitado uma vez em cada sequência;
- iv..... Em cada ponto da grade, x_0 :
 - a. Determinar parâmetros (média e variância) da *fdac* gaussiana da ECO2 usando o estimador da krigagem com o modelo do semivariograma dos dados normal padronizado;
 - b. . Sortear um valor normal padronizado estimado a partir da *fdac*.
 - c. Adicionar o valor simulado ao conjunto de dados a ser utilizado na simulação do próximo ponto da malha;
 - d. . Proceder para o próximo nó o valor a ser simulado neste ponto da malha;
 - e. . Repetir os passos (a) a (c) até que todos os pontos sejam simulados;
- v..... Ao final, os valores normais padronizados são transformados de volta em valores simulados originais.

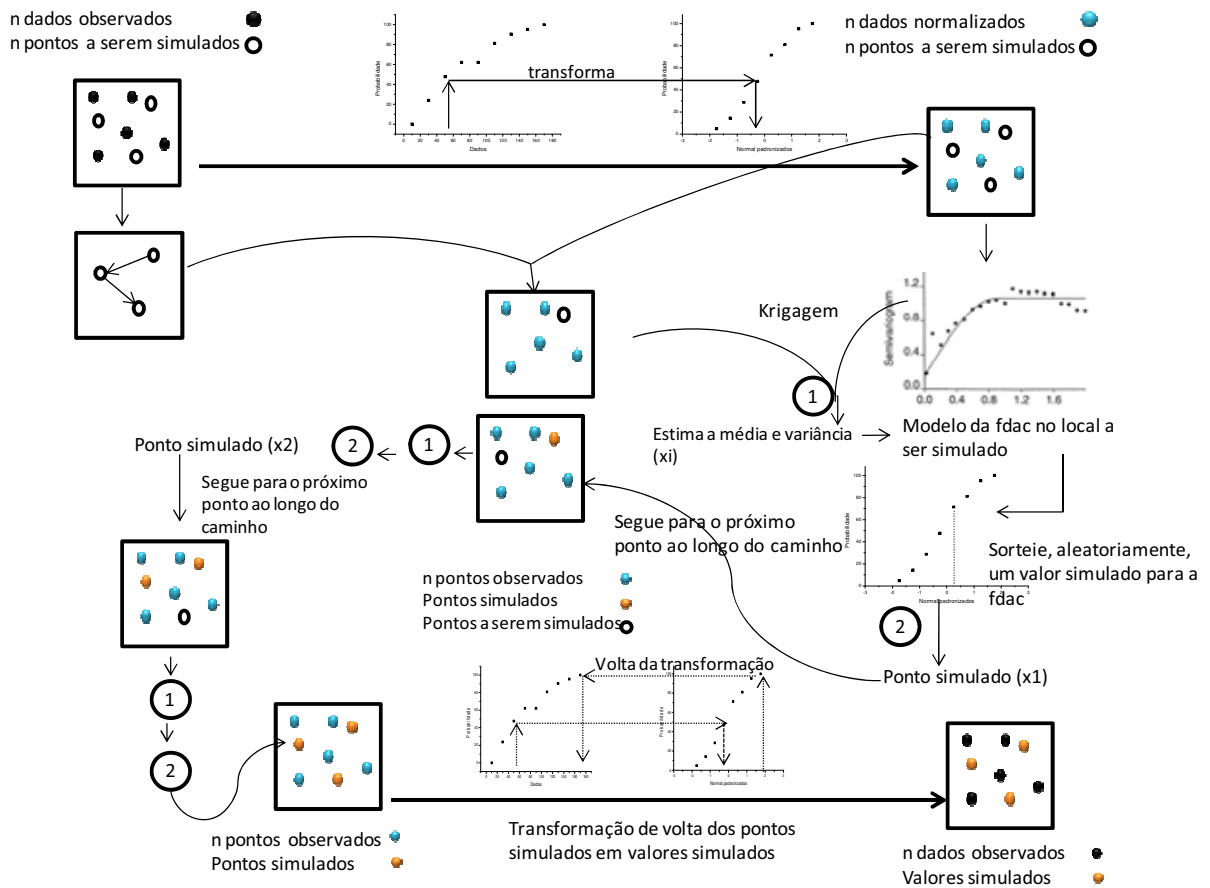


Figura 2. Esquema do procedimento da SGS. (Adaptado de: FAGROUD & VAN MEIRVENNE, 2002).

Essas etapas do procedimento sequencial constroem somente a primeira realização que é somente igual à probabilidade do modelo da distribuição espacial da ECO2. Se múltiplas realizações são desejadas, os passos de iii-iv são repetidos com diferentes caminhos aleatórios, passando por todos os nós; assim a sequência da configuração dos dados é diferente e afeta o sorteio do valor para a *fdac* usada para gerar cada valor simulado (DEUTSCH & JOURNAL, 1998).

Trezentas realizações equiprováveis da distribuição espacial ECO2 foram geradas para cada área e dias de medição. A SSG parte da assunção de que o erro da krigagem é normalmente distribuído com média 0 e variância $\sigma_K^2(x_0)$, ou seja, $N(0, \sigma_K^2(x_0))$ (WEBSTER; OLIVER, 2007). As realizações simuladas aproximam-se numericamente da *fdac* para cada local, e posteriormente a imagem pós-processada de

diferentes medidas de ótica estimativa e incerteza pode ser obtida. Para a avaliação da SSG, foi utilizado mapa do valor esperado, E-type (resultante da média pixel a pixel das 300 simulações geradas), e as realizações individuais 48, 112 e 207 foram sorteadas aleatoriamente dentre as 300 realizações para ilustração. A rotina *sgsim*, do software GSLIB, foi utilizada para os cálculos de simulação.

3.3 Eficiência do ajuste

Antes de se usar os modelos na tomada de decisão, é importante avaliar o quanto tais modelos são capazes de capturar a incerteza sobre os valores desconhecidos. Em qualquer lugar conhecido, \mathbf{x} , conhecendo-se a distribuição *fdac* é possível calcular uma série de intervalos simétricos de p -probabilidade (IPs) limitados por $(1-p)/2$ e $(1+p)/2$ quantis da *fdac* (BARABÁS et al., 2001).

Considerando um intervalo simétrico de p -probabilidade (IPs), e os limites dos valores dos quantis, pode-se definir uma função $\xi(x_i;p)$ em cada local \mathbf{x} , como

$$\xi(x_i;p) = \begin{cases} 1, & \text{se } F^{-1} \left(x_i; (1-p)/2 \mid (n) \right) \leq z(x_i) \leq F^{-1} \left(x_i; (1+p)/2 \mid (n) \right) \\ 0, & \text{caso contrario} \end{cases} \quad \text{Eq. 13}$$

A média de $\xi(x_i;p)$ sobre os n locais x_i :

$$\overline{\xi(p)} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \xi(x_i;p) \quad \text{Eq. 14}$$

$\xi(x_i;p)$ é a proporção de locais em que valores verdadeiros caem dentro do intervalo simétrico IP- p .

Algumas previsões falham ao definir casos inacurados em que $\overline{\xi(p)} < p$. DEUSTCH (1996) definiu medida de 'goodness' (bondade) para avaliar a proximidade de frações estimadas e teóricas usando a seguinte estatística:

$$G = 1 - \left[\int_0^1 a(p) [\overline{\xi(p)} - p] dp + 2 \int_0^1 [1 - a(p)] [p - \overline{\xi(p)}] dp \right]$$

$$G = 1 - \left[\int_0^1 [3a(p) - 2] [\overline{\xi(p)} - p] dp \right] \quad \text{Eq. 15}$$

em que, $G \cong 1$ para máxima eficiência ($\overline{\xi(p)} = p, \forall p \in [0,1]$) e $G \cong 0$ em caso contrário, ou seja, valores não verdadeiros estão contidos em qualquer intervalo de probabilidade

$\overline{\xi(p)}=0, \forall p \in [0,1]$. Na Equação 15, são dadas duas vezes mais importância para os desvios quando $(\overline{\varepsilon(p)} < p)$, sobre a área de estudo, poucas observações falham ao cair dentro do intervalo de probabilidade esperado (caso inacurado).

Para avaliar a qualidade da reprodução dos semivariogramas GOOVAERTS (2000) propôs o critério de otimização, considerando que a reprodução dos modelos de reprodução dos semivariogramas seja usualmente limitada aos primeiros lags

$$\varepsilon_V = \sum_{s=1}^S \frac{[\gamma(h_s) - \hat{\gamma}(h_s)]^2}{[\gamma(h_s)]^2}, \text{ seja mínimo} \quad \text{Eq. 16}$$

Em que, $\hat{\gamma}(h_s)$ é o semivariograma no lag h_s calculado a partir da realização. A divisão pelo quadrado do valor do modelo do semivariograma em cada lag h_s dá mais peso à reprodução do modelo z-semivariograma próximo à origem que é normalmente o mais consequente.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Estatística descritiva

O valor médio da ECO₂ foi 59% maior na área sob manejo de cana queimada (CQ) que na área sob manejo de cana crua (CC) durante o período avaliado (Tabela 1). Isto pode ser consequência do incremento de 147% de emissão na área de cana queimada, devido à precipitação de 21 mm ocorrida durante os dias julianos 197 e 198. PINTO JÚNIOR et al. (2007) revelam que os processos mecânicos, ou seja, o aumento do ECO₂ depois de uma chuva fora de época resulta no preenchimento dos poros do solo que estavam secos, ocasionando a expulsão do CO₂ acumulado nos espaços, aumentando o ECO₂ instantaneamente, como acontece nas primeiras chuvas. A menor emissão média na área de CC pode ainda ser resultante da ação de microrganismos em reter o carbono em sua constituição ao invés de este ser liberado do solo na forma de CO₂ (CHAVES et al., 2009) aliado ao efeito da palha em permitir infiltração gradual no solo.

Tabela 1. Estatística descritiva da ECO₂ $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em áreas sob manejo de cana crua e cana queimada.

Variável	Média	Mediana	EP	DP	Mínimo	Máximo	Coeficientes			valor-p
							Var.	Ass.	Curt.	
CC192	1.97	1.95	0.07	0.51	0.49	3.32	26.09	0.01	0.78	0.621
CC201	2.03	2.01	0.07	0.53	1.22	3.60	26.18	0.53	0.02	0.248
CC246	2.16	2.12	0.06	0.49	0.86	3.92	22.65	0.73	3.22	<0.005**
CQ191	2.14	2.14	0.09	0.72	0.45	3.81	33.54	0.16	0.24	0.211
CQ200	4.80	4.47	0.24	1.84	1.72	9.89	38.42	0.75	0.42	0.023*
CQ248	2.86	2.73	0.16	1.25	0.73	7.27	43.60	1.55	3.48	<0.005**

Variável CC – cana crua, CQ- cana queimada (dias julianos da leitura das emissões); EP- erro-padrão; DP- desvio-padrão; Var.= variação; Ass.= assimetria; Curt.= curtose; valor-p do teste Anderson-Darling

Os valores da ECO₂ variaram de 1,97 a 2,16 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ no sistema de manejo CC de 2,14 a 4,80 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ nas área sob sistema de manejo CQ. Valores de emissão semelhantes foram encontrados na mesma região registrados durante a mesma estação (BRITO et al., 2009; PANOSSO et al., 2011; TEIXEIRA et al., 2011) e, em outras regiões, por períodos mais prolongados (PINTO JÚNIOR et al., 2009). A maior variação da ECO₂ na área CQ pode ser resultante da exposição direta

do solo com a atmosfera inferindo variabilidade na emissão conforme pode ser verificado pela heterogeneidade das medidas que apresentam maior desvio quando comparado com a ECO₂ na área CC. A deposição de palha sobre a superfície pós-colheita promove redução da temperatura do solo, refletindo diretamente nos processos bioquímicos da respiração das raízes e atividade microbiana do solo conforme observado por PANOSSO et al. (2011), que obtiveram valores de temperatura inferiores na área sobre sistema colheita mecanizada em área de cana-de-açúcar, quando comparada à área com queima e corte manual, resultando menor emissão de ECO₂. FRANK et al. (2004), por meio de análise de regressão indicaram que a temperatura do solo explicou 65% da variabilidade de ECO₂ na região das Grandes Planícies do Norte-EUA, para temperaturas entre 10 e 26 °C.

O coeficiente de variação (CV) do ECO₂ para as áreas é classificados como baixo para a variável CC246 e moderado para as demais, de acordo com WARRICK & NIELSEN (1980), para variabilidade em propriedades do solo. O manejo do solo pode ter afetado a variabilidade da emissão na área sob CC, pois a emissão foi, em média, 54% menor que a emissão sobre a área CQ. SIQUEIRA NETO et al. (2011) encontraram diferenças de 60,3% no coeficiente de variação entre emissão de CO₂ em área de cultivo convencional e área sobre cerrado, resultante da maior variabilidade de temperatura e umidade no período avaliado. A alta variabilidade da ECO₂ do solo revela necessidade de adoção de outros métodos de avaliação (BRITO et al., 2009; ADACHI et al., 2006) para sua caracterização.

A variável ECO₂ nos dias julianos 192 e 201, na área de cana crua (CC192, CC201), e no dia 191, na área de cana queimada (CQ191) apresentou distribuições normais, de acordo com o teste de Anderson-Darling. Enquanto a ECO₂, para os dias julianos 246 área de cana crua (CC246) e dias julianos 200 e 248 área cana queimada (CQ200 e CQ248) não apresentou normalidade da distribuição; no entanto os valores da média e mediana para estas variáveis apresentarem-se próximas. Embora a normalidade dos dados não seja pré-requisito para aplicações de técnicas geoestatísticas, como a KO, esta é desejada para garantir que a distribuição não apresente uma forte assimetria (CRESSIE, 1991), sendo conveniente que não

apresente caudas muito alongadas. Mais importante que a normalidade é a ocorrência ou não de efeito proporcional (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

4.2 Caracterização espacial

Foram ajustados modelos esférico e exponencial para as duas áreas, CC e CQ (Tabela 2). Estes modelos são os mais comumente ajustados aos dados de ECO₂ do solo (CARDELLINE et al., 2003; LEWICK et al., 2005; PANOSSO et al., 2009; BRITO et al., 2010) e normalmente cobrem as situações gerais de dispersão de fenômenos espaciais nas ciências da terra e do ambiente (SOARES, 2006). O modelo exponencial é mais bem ajustado a fenômenos erráticos em pequenas escalas, enquanto modelos esféricos descrevem propriedades com alta continuidade espacial, ou menos erráticos a curtas distâncias (ISAAKS & SRIVASTAVA, 1989).

Tabela 2 Parâmetros dos semivariogramas ECO₂ $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em áreas de cana crua e cana queimada

Manejo	Transf.	Modelo	C ₀	C ₀ +C ₁	A	SQR	GDE	R ²	VC	
									a	b
CC192	---	esférico	0.06	0.30	31.87	7.60E-03	0.20	0.55	0.89	0.22
	Normal	esférico	0.31	0.80	32.00	8.52E-02	0.39	0.43		
CC201	---	exponencial	0.10	0.24	30.68	1.12E-03	0.43	0.72	0.51	0.90
	Normal	exponencial	0.49	0.91	45.00	1.28E-02	0.53	0.77		
CC246	---	esférico	0.05	0.20	34.80	1.88E-03	0.23	0.69	0.88	0.24
	Normal	esférico	0.29	0.83	46.60	3.13E-02	0.35	0.85		
CQ191	---	exponencial	0.11	0.39	41.70	2.98E-03	0.28	0.79	0.84	0.26
	Normal	esférico	0.25	1.05	42.00	6.82E-02	0.24	0.74		
CQ200	---	esférico	0.95	3.60	38.60	3.06E-01	0.26	0.86	0.70	1.42
	Normal	esférico	0.24	0.78	42.50	1.67E-02	0.31	0.80		
CQ248	---	exponencial	0.34	0.72	48.24	1.35E-02	0.48	0.59	0.51	1.30
	Normal	Exponencial	0.24	0.76	33.00	1.33E-02	0.32	0.67		

N=60; Variável CC – cana crua, CQ- cana queimada (dias julianos da leitura das emissões); Transf= transformação distribuição dos dados; Normal=transformação normal padronizada; C₀ = efeito pepita; C₀+C₁ = patamar; A = alcance; SQR = soma de quadrado dos resíduos GDE = grau de dependência espacial (C₀/(C₀+C₁); R² = coeficiente de determinação; VC = validação cruzada

Maiores alcances da ECO₂ são observados na área sob sistema de manejo CQ, revelando maior continuidade espacial quando comparada àqueles apresentados pela área de manejo CC. A partir desta distância, fornecida pelo alcance, os valores não apresentam relação espacial e atingem um patamar que, normalmente, coincide com a variância (GOOVAERTS, 1998). O menor efeito pepita (C₀) observado no ajuste do

modelo para a área sob sistema de manejo CC pode estar associado à qualidade dos dados no que se refere à inferência de ajuste do modelo na captação da variância a pequenas distâncias.

O grau de dependência espacial (GDE), expresso pela razão entre o efeito pepita (C_0) e o patamar (C_0+C_1) foi classificado como moderado e forte (CAMBARDELLA et al., 1994), com efeito pepita representado 20 a 48% da variância total dos dados (Tabela 2). Assim, quanto menor essa relação, menor o valor relativo do efeito pepita e, conseqüentemente, maior a correlação espacial do atributo estudado. A magnitude do efeito pepita é importante na prática da krigagem, porque ele define um baixo limite para o tamanho da estimação da variância e, portanto, para a precisão da interpolação (TRANGMAR, 1985). O efeito pepita do semivariograma (C_0), expresso como percentagem do total da semivariância, permite comparação do tamanho relativo entre propriedades (TRANGMAR et al., 1985).

A validação cruzada não apresentou bom ajuste dos modelos, como pode ser observado pelo coeficiente angular da reta **a** distantes de 0, e pelo coeficiente linear **b** distante de 1. Esse procedimento de validação é tipicamente aplicado a pequenos conjuntos de dados, como no presente estudo, e é preferível ao procedimento da validação externa (jackknife). Modelos baseados em um número relativamente pequeno de observações são mais sensíveis para a remoção posterior de dados do que os modelos desenvolvidos a partir de conjuntos de dados maiores (SIMBAHAM et al., 2006).

O procedimento da SSG foi realizado a partir dos semivariogramas dos dados transformados (Tabela 2) pelo método normal padronizado, o que garante a normalidade e a distribuição mínima univariada dos dados, reduzindo a influência de valores extremos (GOOVAERTS, 1997). Os semivariogramas dos dados padronizados ECO2 seguiram modelos esféricos e exponenciais, e atingiram patamares com alcances entre 32 e 46,6 m. Os modelos exponenciais apresentam alcance prático de 95% dos valores apresentados (SOARES, 2006). Mesmo após a transformação dos dados, a estrutura espacial do alcance dos semivariogramas transformados foi próxima

dos semivariogramas experimentais, demonstrando manutenção da estrutura variográfica, exceto para a variável CQ191, em que houve mudança do modelo, no entanto os valores do C_0 e do alcance são próximos.

4.3 Mapas de emissão de CO₂

Os mapas gerados pela KO e SSG, a partir do refinamento da malha de 60 pontos, totalizaram 6.900 pontos gerados para a avaliação na área sob sistema de CC, enquanto para a área de CQ foram gerados 6.027 pontos.

De acordo com DEUTSCH & JOURNAL (1992), deve-se reter sempre mais de uma imagem para se avaliar a incerteza associada às simulações. As realizações individuais para a representação espacial da ECO₂, na área sob sistema de manejo CC (Figuras 4a, 4b, 4c, 4f, 4g, 4h, 4k, 4l, 4m), apresentam padrões na representação espacial em áreas onde se observa os menores valores de ECO₂, ou seja, a distribuição espacial dos valores é semelhante nas mesmas regiões, como pode ser observado na região sudoeste das realizações para a variável ECO₂, no manejo CC201 (Figuras 4f, 4g, 4h). Valores de ECO₂ mais elevados apresentam-se associados a maiores incertezas espaciais em toda a área, o que pode ser verificado pelas diferenças espaciais nas regiões de maiores valores de ECO₂ entre as simulações individuais, como, por exemplo, na região nordeste da variável CC191 (Figuras 4a, 4b, 4c). No mapa das simulações individuais, a CC246 (Figura 4k, 4l, 4m) apresentou maior continuidade espacial em toda a área, representando bem a estrutura do semivariograma experimental dos dados normal padronizado (Tabela 2), com maior alcance e menor efeito pepita quando comparado aos semivariogramas para a CC191 e CC201. As diferenças entre as realizações individuais da SSG ocorreram devido ao critério de multi-Gaussianidade da função aleatória do modelo, que impõe a entropia máxima, ou seja, aleatoriedade máxima para além do semivariograma de entrada e histograma dos dados fornecendo medidas visuais da incerteza espacial, associada às estimativas (DEUSTCH & JOURNAL, 1998). Esses resultados são semelhantes àqueles encontrados por DELBARI et al. (2010), ao avaliarem métodos de simulação na caracterização de incertezas espaciais de conteúdo de carbono do solo.

Comparando-se os mapas E-type (Figuras 4d, 4i, 4n), mapa resultante da média das 300 simulações individuais, aos mapas da KO (Figuras 4e, 4j, 4o) para ECO2 nos dias avaliados para área de manejo CC, observaram-se semelhanças visuais no padrão de continuidade, isto porque a média dos mapas simulados converge para valores semelhantes ao mapa da krigagem, quando o número de simulações é muito grande (CHILÈS & DELFINER, 1999, *apud* DELBARI et al., 2010). Os modelos de simulação não fornecem a imagem mais provável das características de um recurso, mas, sim um conjunto de imagens equiprováveis com a mesma variabilidade espacial dos valores experimentais, apresentando sua continuidade espacial (GOOVAERTS, 1997), ao contrário da KO, em que o processo de estimação está condicionado às características estruturais da dispersão como uma medida da continuidade e homogeneidade do processo estrutural (SOARES, 2006), fornecendo única e ‘melhor’ imagem do processo de interpolação.

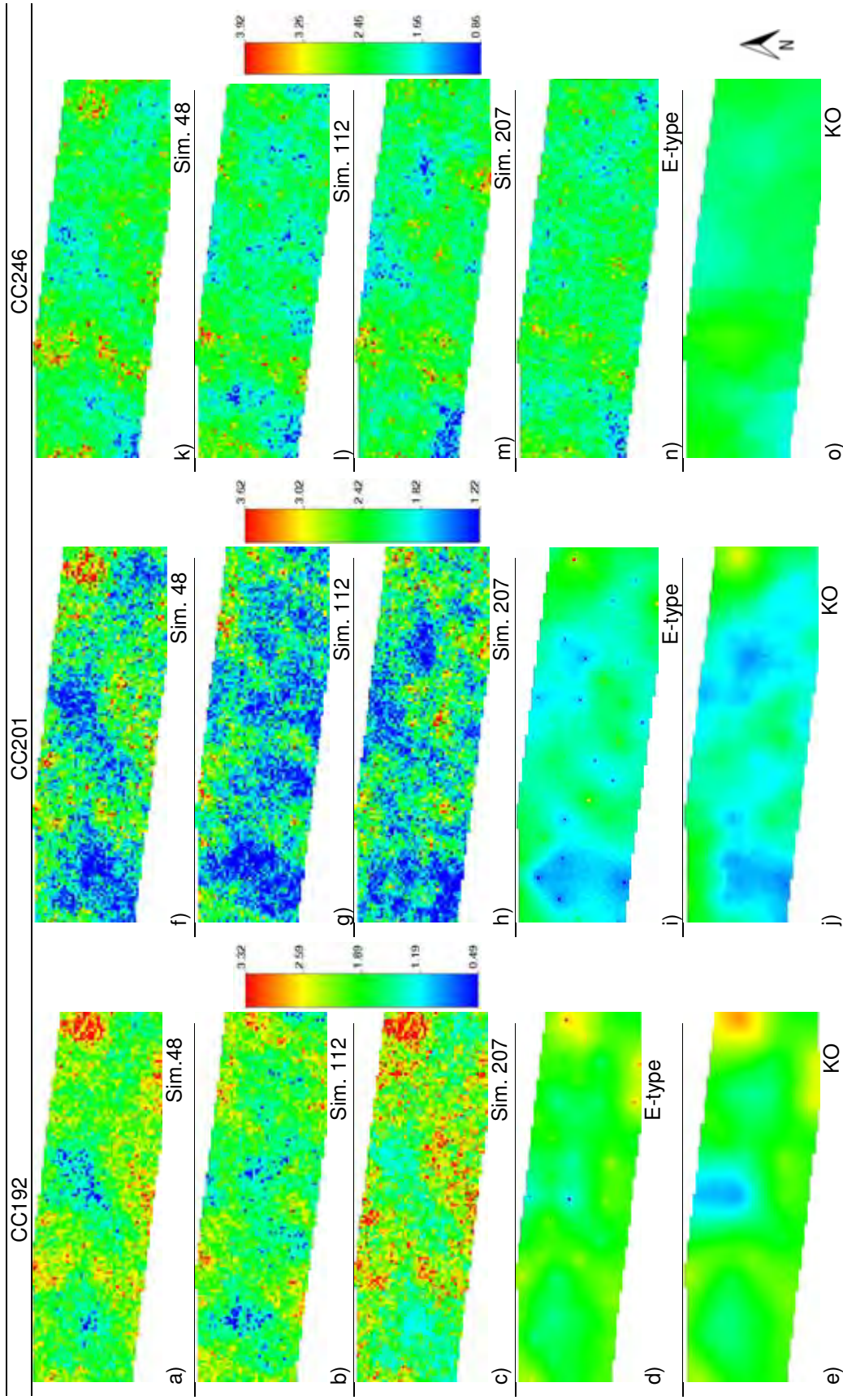


Figura 3. Mapas das ECO2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ em área de cana crua (CC); simulações individuais, E-type e KO.

Para a área sobre o sistema de manejo CQ, entre as regiões sudoeste e norte da variável CQ200 (Figuras 3f, 3g, 3h), o padrão de continuidade entre as realizações individuais apresentou-se menos errático nas regiões onde se concentraram menores valores de ECO2, que as regiões onde houve presença de maiores valores, como na região central inferior do mesmo mapa, evidenciando menores incertezas.

Comparando visualmente o mapa E-type (Figuras 3d, 3i, 3n) e a imagem fornecida pela KO (Figuras 3e, 3j, 3o), os padrões foram semelhantes; no entanto, é possível observar o efeito característico da suavização da krigagem, principalmente nas regiões com valores extremos. Esse efeito não permite reprodução do histograma amostral, e as características das amostras não são reproduzidas no processo de estimação. OLEA (1991) mencionou que a continuidade espacial da superfície da KO é maior do que a realidade devido ao efeito de suavização inerente ao seu estimador. As estimativas da KO fornecem precisão global, ou seja, reprodução dos histogramas amostrais e semivariogramas, mas por meio da variância mínima dos erros, o valor estimado em função da vizinhança confere precisão local da estimativa. A SSG deve ser preferida à KO sempre que se objetiva preservar a variação dos atributos solo (SRIVASTAVA, 1996), pois a simulação honra os dados amostrais, garantindo a reprodução dos histogramas.

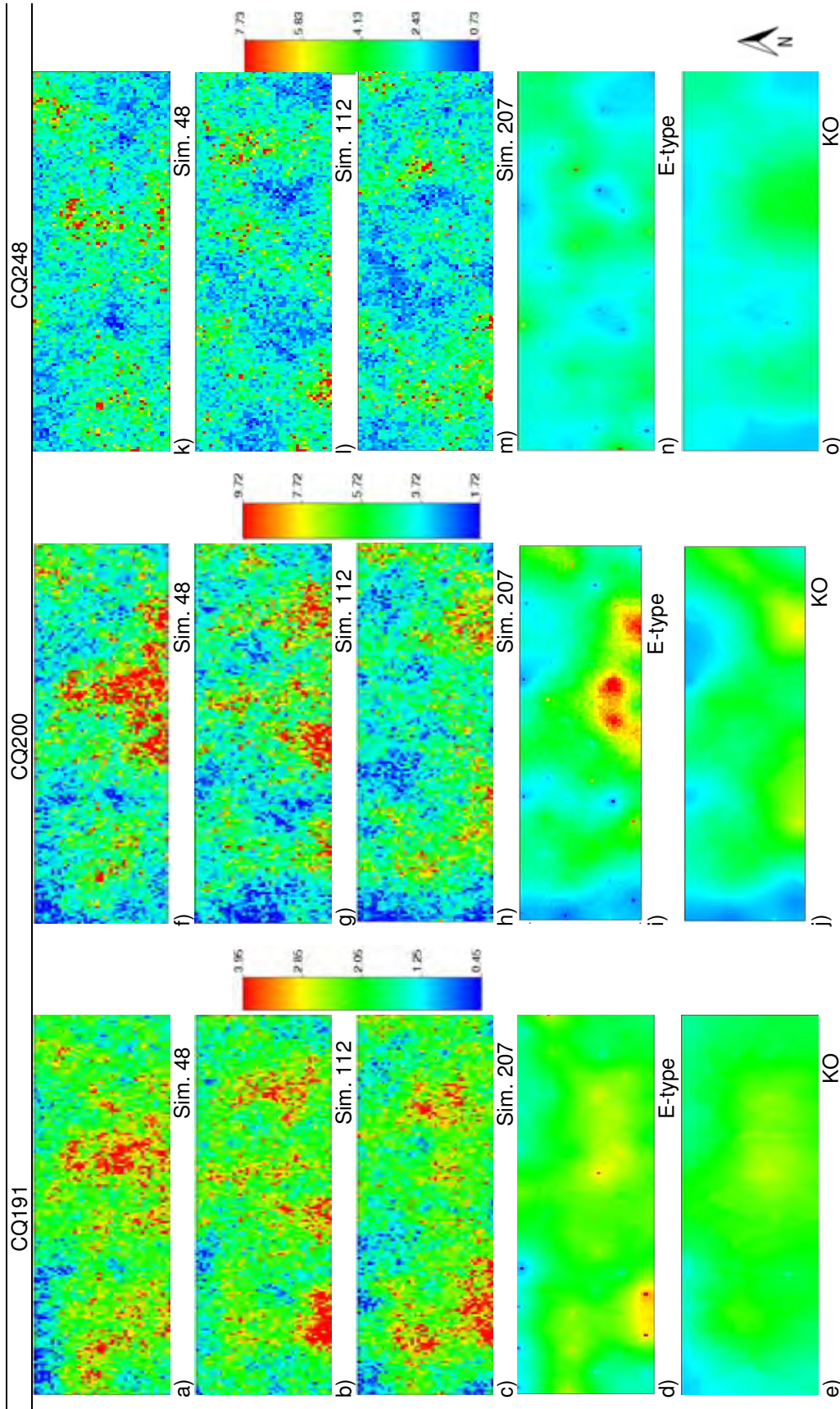


Figura 4. Mapas da ECO₂ μmol CO₂ m⁻² s⁻¹ em área sob sistema de cana queimada (CQ); simulações individuais, E-type e KO.

A reprodução dos dados pode ser avaliada pela estatística descritiva das realizações individuais da SSG, do E-type e da estimação da KO, em relação aos dados amostrais da ECO₂ (Tabela 4). As estatísticas descritivas das realizações individuais foram mais próximas da estatística dos dados amostrais da ECO₂ que aquele representado pela E-type e KO. Isto ocorreu porque, embora a KO se apresente como “melhor estimador linear não viesado” dos dados, garantindo precisão local, o efeito de suavização característico do processo de interpolação não forneceu reprodução estatística dos dados, resultando na redução dos valores de coeficiente de variação (CV) e desvio-padrão. A SSG, por sua vez, conservou os dados, conforme pode ser observado na preservação dos valores de mínimos e máximos dos mesmos, e as estatísticas básicas dos dados amostrais (média e desvio-padrão) foram bem reproduzidas pelos valores simulados. PEREIRA (2010) avaliando métodos de simulação e KO para teor de Ca, afirmou que o processo de krigagem pode não preservar a variabilidade e a assimetria dos dados amostrados, enquanto a SSG reproduz as estatísticas empíricas e fornece resultados bem mais próximos das estatísticas globais das medidas amostradas.

As estatísticas das realizações individuais da SSG apresentaram valores de CV e desvio-padrão próximos dos valores amostrais de ECO₂, evidenciando a reprodução das estatísticas, mesmo com o processo de interpolação utilizado para a simulação. Embora algumas realizações individuais tendam a subestimar ou superestimar (N=300) a média da ECO₂ das realizações, a estimativa E-type apresentou-se próxima dos dados amostrais reproduzindo melhor as estatísticas quando comparada à KO.

Tabela 3. Estatística descritiva das estimativas da KO e SSG da ECO₂ $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2} \text{ s}^{-1}$

Método	N	Média	EP	DP	CV	Min.	Max.	Ass.	Curt.
CC192									
DADOS	60	1.97	0.07	0.51	26.09	0.49	3.32	-0.01	0.78
SSG_48	6900	2.03	0.01	0.48	23.6	0.49	3.32	0.01	0.4
SSG_112	6900	1.88	0.01	0.45	24.02	0.49	3.32	-0.02	0.66
SSG_207	6900	1.96	0.01	0.46	23.30	0.49	3.32	0.12	0.58
E-type	6900	1.94	0.00	0.23	12.00	0.49	3.32	0.34	0.78
KO	6900	1.91	0.00	0.33	17.32	0.98	2.91	-0.16	0.88
CC201									
DADOS	60	2.03	0.07	0.53	26.18	1.22	3.60	0.53	0.02
SSG_48	6900	2.12	0.01	0.55	26.26	1.22	3.6	0.36	-0.36
SSG_112	6900	1.93	0.01	0.51	26.24	1.22	3.60	0.59	-0.21
SSG_207	6900	2.02	0.01	0.53	26.09	1.22	3.60	0.46	-0.28
E-type	6900	2.00	0.00	0.20	9.86	1.22	3.60	0.36	1.18
KO	6900	1.97	0.00	0.24	12.16	1.52	3.00	1.24	1.72
CC246									
DADOS	60	2.16	0.06	0.49	22.65	0.86	3.92	0.73	3.22
SSG_48	6900	2.22	0.01	0.41	18.77	0.86	3.92	0.93	3.06
SSG_112	6900	2.10	0.01	0.38	18.33	0.86	3.92	0.50	3.36
SSG_207	6900	2.15	0.01	0.40	18.55	0.86	3.92	0.35	3.31
E-type	6900	2.14	0.00	0.19	8.87	0.86	3.92	0.28	2.85
KO	6900	2.14	0.00	0.17	7.76	1.69	2.58	0.10	-0.13
CQ191									
DADOS	60	2.14	0.09	0.72	33.54	0.45	3.81	0.16	0.24
SSG_48	6027	2.26	0.01	0.67	29.55	0.45	3.81	0.06	0.32
SSG_112	6027	2.20	0.01	0.64	29.14	0.45	3.81	0.31	0.33
SSG_207	6027	2.14	0.01	0.67	31.39	0.45	3.81	0.18	0.26
E-type	6027	2.18	0.00	0.35	16.11	0.45	3.81	-0.17	0.29
KO	6027	2.04	0.00	0.32	15.80	1.14	2.74	-0.31	-0.37
CQ200									
DADOS	60	4.80	0.24	1.84	38.42	1.72	9.89	0.75	0.42
SSG_48	6027	5.01	0.02	1.67	33.33	1.72	9.89	0.73	0.36
SSG_112	6027	4.83	0.02	1.64	34.02	1.72	9.89	0.81	0.61
SSG_207	6027	4.83	0.02	1.63	33.79	1.72	9.89	0.74	0.50
E-type	6027	4.79	0.01	0.85	17.85	1.72	9.89	0.40	0.98
KO	6027	4.98	0.01	1.02	20.42	2.82	8.01	0.18	-0.28
CQ248									
DADOS	60	2.86	0.16	1.25	43.60	0.73	7.27	1.55	3.48
SSG_48	6027	2.89	0.01	1.09	37.70	0.73	7.27	1.57	3.79
SSG_112	6027	2.79	0.01	1.06	38.09	0.73	7.27	1.55	3.94
SSG_207	6027	2.77	0.01	1.03	37.36	0.73	7.27	1.57	4.14
E-type	6027	2.79	0.00	0.34	12.22	1.72	7.27	1.26	9.96
KO	6027	2.71	0.01	0.39	14.47	1.45	3.86	0.99	0.75

Para comparação das realizações produzidas pela SSG, E-type e KO foi examinada também a reprodução de classes específicas do padrão da continuidade espacial da ECO₂, por meio da reprodução dos semivariogramas e da função de densidade de probabilidade acumulada (*fdac*) das ECO₂, nas áreas de manejo CC e CQ (Figura 5 e 6). A reprodução dos semivariogramas dos dados interpolados

evidenciou que houve melhor reprodução entre as realizações individuais e o semivariograma dos dados amostrais, do que entre este último e os semivariogramas da KO e do E-type. Por exemplo, a variância em geral dos valores simulados foi menor que aquelas apresentadas para os valores amostrados, exceto para a CC191. A variância do E-type e KO são semelhantes, conforme apresentado nos mapas das Figuras 3 e 4, para as áreas de manejo CC e CQ, respectivamente.

Para as simulações individuais, as mudanças no caminho aleatório nos nós visitados da malha de N simulações alternativas e N realizações equiprováveis podem ser apresentadas (Figura 5 e 6), cada qual honrando os dados amostrados e seus locais, reproduzindo os dados da estatística univariada (histograma) e os dados de propriedades bivariados (semivariograma experimental dos dados normais padronizados) (SOARES, 2006), dentro de razoáveis flutuações ergódicas. Flutuações ergódicas referem-se às discrepâncias entre as realizações estatísticas com os correspondentes parâmetros dos modelos (DEUTSCH & JOURNAL, 1998). A magnitude das oscilações é controlada por fatores como o algoritmo utilizado para gerar as realizações, a quantidade de dados condicionantes, os parâmetros dos semivariogramas, entre outros.

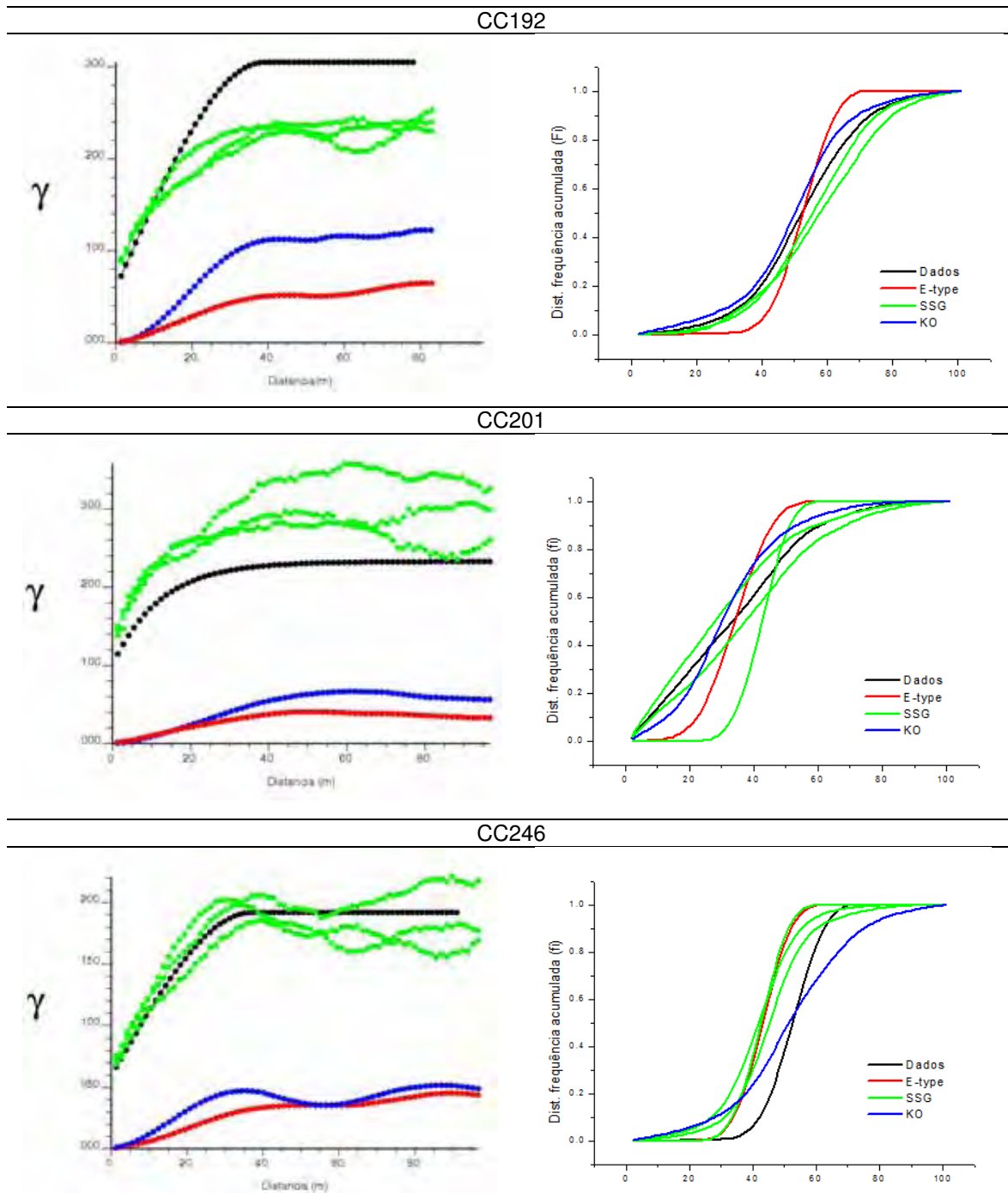


Figura 5. Modelos dos semivariogramas e $fdac$ da ECO_2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ sob área de manejo de cana crua (CC).

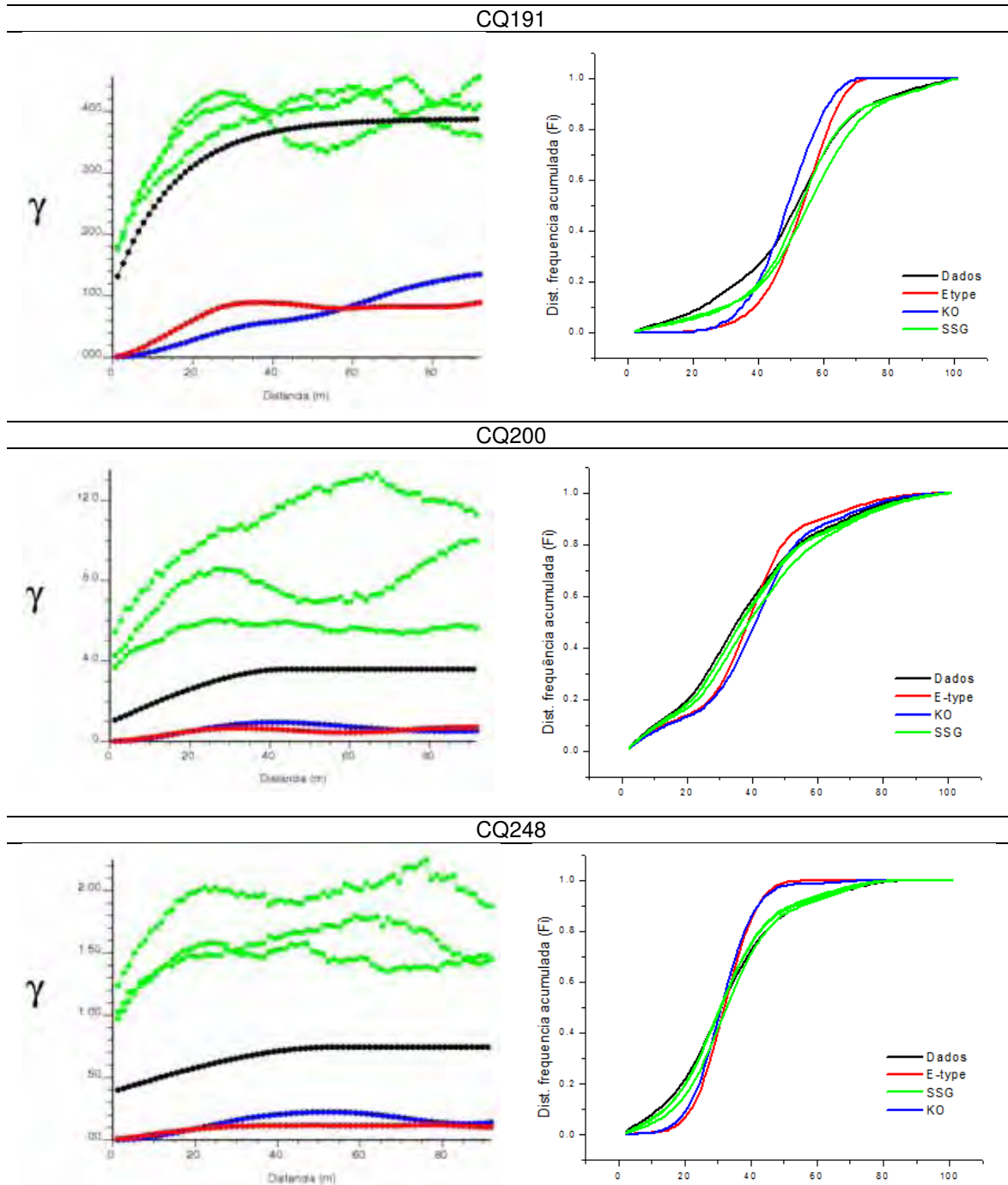


Figura 6. Modelos dos semivariogramas e *fdac* da $\text{ECO}_2 \mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ sob área de manejo de cana queimada (CQ).

A reprodução dos histogramas dos dados da ECO2 pelos mapas da KO e SSG pode ser checada pelos gráficos quantis-quantis (Q-Q) para a área sob o sistema de manejo CC e CQ, Figura 7 e 8 respectivamente. Os gráficos Q-Q , comparam os quantis de duas distribuições, ou seja, a distribuição dos dados amostrais versus a distribuição dos dados simulados (DEUTSCH & JOURNEL, 1998). Os gráficos Q-Q dos valores estimados pela KO apresentaram fraco desempenho da reprodução das caudas à direita e esquerda dos valores dos dados amostrais de ECO2, resultando na superestimação dos valores mínimos e subestimação dos valores máximos, como pôde ser verificado nos resultados da estatística descritiva apresentada na Tabela 4. Uma boa distribuição dos quantis é observada entre os histogramas dos dados amostrais e dos dados simulados de ECO2 para a SSG, que reproduzem bem as caudas das distribuições. Uma reprodução perfeita deve garantir que os quantis da distribuição sejam idênticos, ou seja, os pontos apresentados devem cair sobre a reta de 45°.

Os gráficos Q-Q da ECO2, no dias julianos 246 e 248, para as áreas de manejo CC e CQ, respectivamente, apresentaram suavização mais acentuada para o método da KO, refletindo a não normalidade da distribuição, conforme apresentada na Tabela 2. Embora as distribuições não apresentem caudas muito alongadas durante o processo de interpolação da KO é levada em conta a distância dos pontos da malha ao ponto a ser estimado, independentemente dos valores de ECO2 disponíveis. A suavização da KO acarreta uma “perda de caudas”, excluindo os valores extremos das distribuições, comprometendo a representação correta da distribuição de ECO2, além de aumentar a frequência dos dados em torno da média. Quanto maior a assimetria, maior o efeito de suavização verificado.

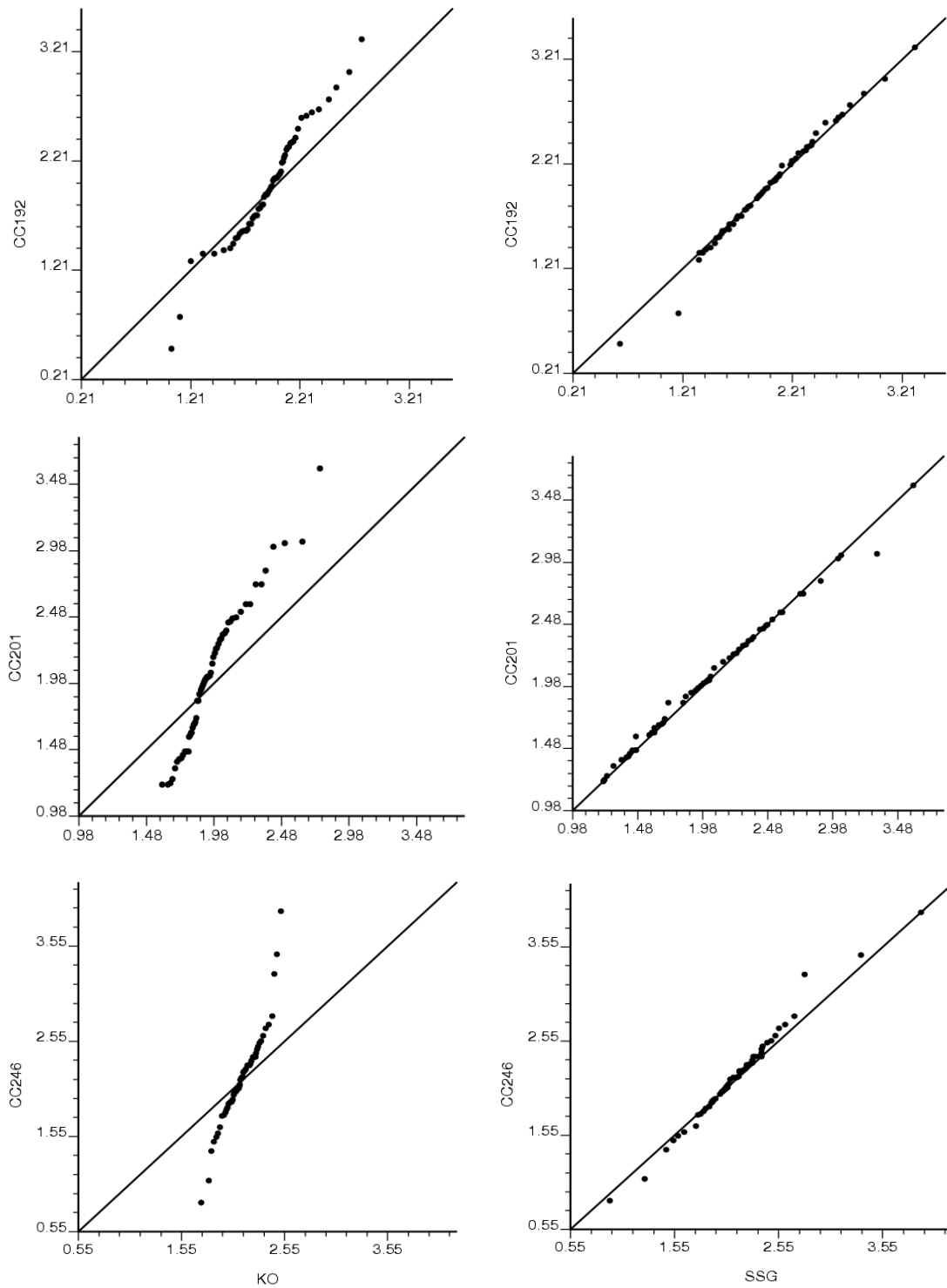


Figura 7. Gráfico Q-Q da ECO_2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ em área sob o manejo de cana crua (CC) para KO e para SSG

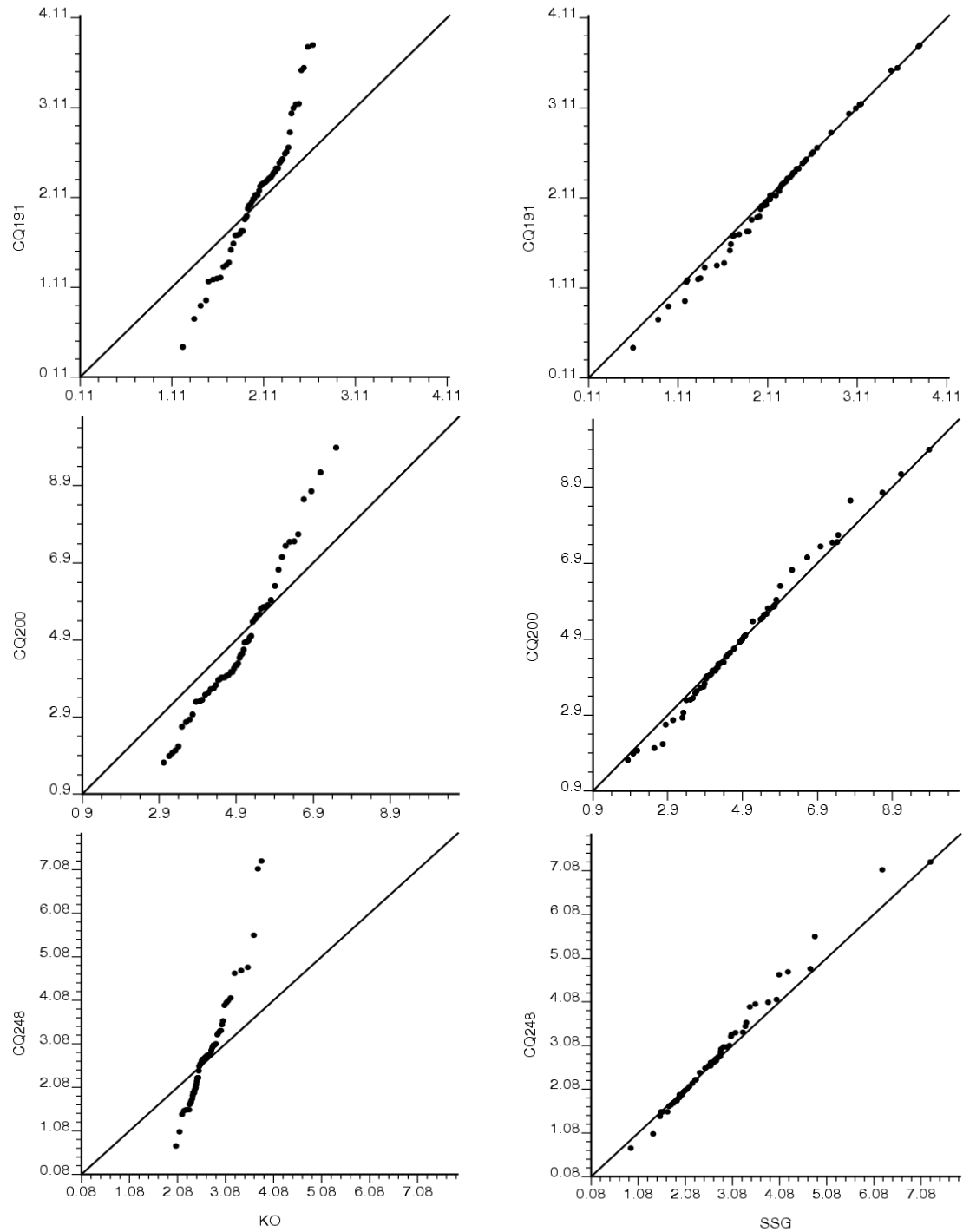


Figura 8. Gráfico Q-Q da ECO_2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ em área sob o manejo de cana queimada (CQ) para KO e para SSG

4.4 Avaliação da incerteza espacial

A avaliação da incerteza espacial para o desempenho da interpolação (KO) e simulação (SSG) consistiu em comparar os mapas de desvio-padrão obtida por cada método. Considerando a avaliação da incerteza da ECO₂, o modelo apresentado pela SSG mostrou melhor desempenho que os mapas gerados pela KO. A propagação dos desvios sobre a área de estudo pode ser referida como a incerteza espacial resultante de cada modelo e método.

A variância da KO ocorre independentemente dos valores de ECO₂ e depende somente de sua configuração. O desvio-padrão nos mapas interpolados pela KO varia muito menos sobre a área de estudo (Figuras 9a e 9c). No entanto, os menores valores de desvio padrão refletem menores incertezas, é visto em locais amostrados ou próximos, enquanto maiores incertezas estão associadas a locais mais distantes ou não amostrados. Esse inconveniente da não dependência da variância dos valores amostrados é superado pela SSG, que fornece mapas onde maiores incertezas são vistas nas regiões associadas aos maiores valores de ECO₂, por exemplo, na região sul dos mapas CQ200 e CQ248 (Figura 9d). Os locais que apresentam maiores incertezas apresentam necessidade de maior refinamento da malha de amostragem. Dessa forma, o erro de aproximação será tanto menor quanto mais refinada for a malha utilizada (SOUZA et al., 2006).

O comportamento do desvio-padrão é confirmado pelos gráficos de dispersão entre a média local *versus* desvio-padrão local (Figura 10). Para estimação pela KO (Figura 10a), os desvios padrão das realizações apresentam-se independentes dos valores dos dados e dependem principalmente de sua configuração, apresentando baixos índices de correlação. Na verdade, o desvio-padrão local da KO varia muito menos sobre a área de estudo. Os gráficos de dispersão do desvio-padrão da SSG, resultante da média dos dados das 300 simulações, apresentam correlações maiores entre os valores de média local *versus* desvio-padrão local. Os menores valores da média local de ECO₂ (Figuras 10b e 11b) exibem maior certeza local sobre a área de estudo, o que não é verificado no gráfico de dispersão da KO. Em particular, menores valores da média local de ECO₂ exibem menor incerteza sobre a área de estudo. Isto

confirma que para a KO, o desvio-padrão dos erros é independente dos valores dos dados amostrais e depende principalmente da configuração dos dados. BOURENNANE et al. (2010), em estudo comparando procedimentos de simulação e interpolação para o conteúdo de água no solo, também observaram que há menor variação entre o desvio-padrão versus a média local para KO. Nos mapas de desvio padrão e os gráficos de dispersão do desvio padrão versus a média local, os mapas das SGS apresentam-se mais informativos que a KO.

Avaliando a correlação entre os valores médios e os respectivos desvios- padrão, para avaliar a incerteza local do mapa médio da SSG (E-type) e da KO (Figuras 10 e 11), observa-se que há melhor correlação entre os mapas E-type para as variáveis avaliadas. DELBARI et al. (2010) observaram não correlação entre o desvio padrão local e a média local para carbono orgânico no solo para a KO. Segundo os mesmos autores, isso confirma que para o algoritmo de estimação, o desvio-padrão dos erros ocorre independentemente dos valores dos dados atuais e depende principalmente da configuração.

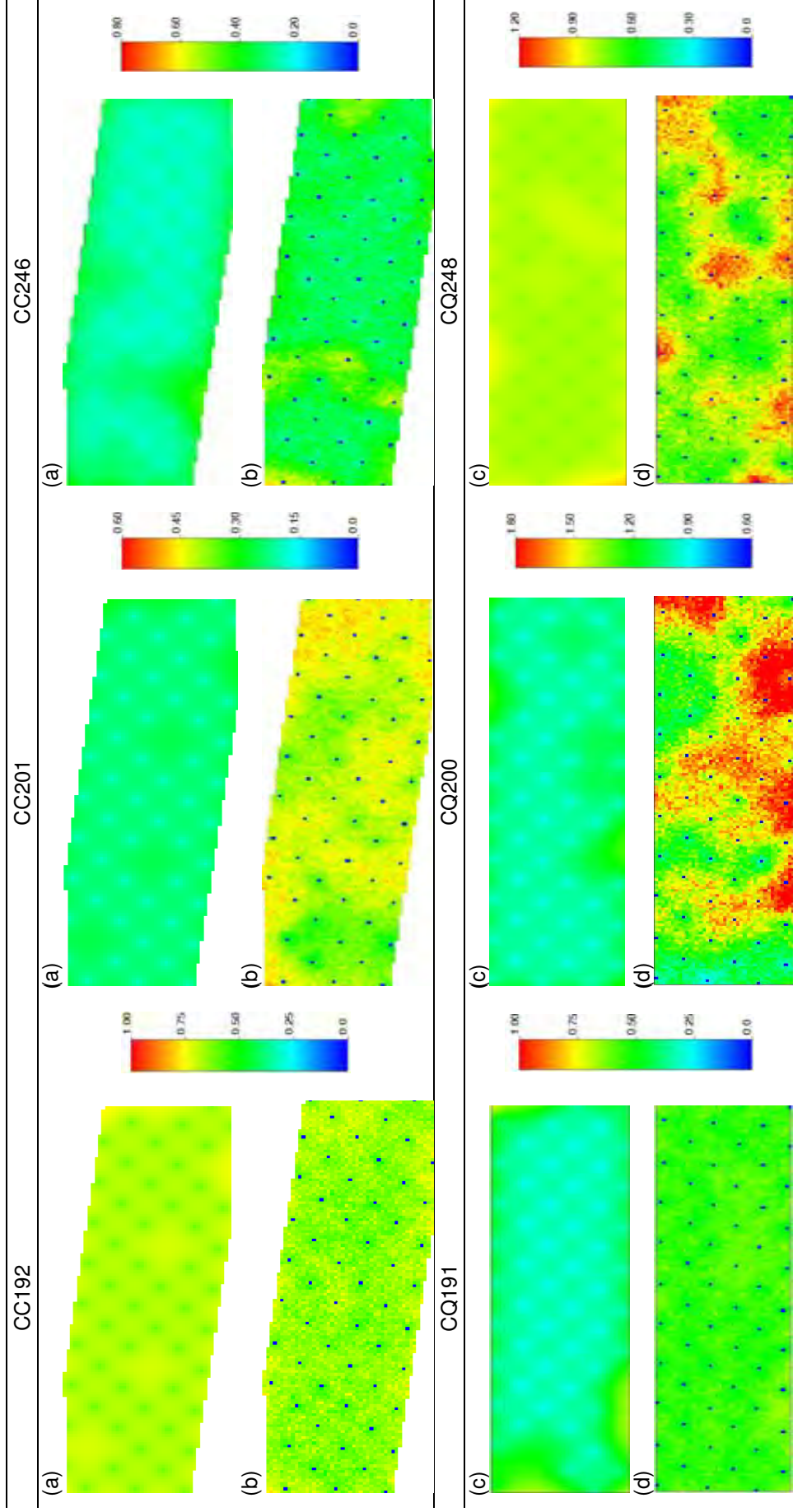


Figura 9. Mapas de desvio-padrão da ECO2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ para os métodos KO e SSG. a) KO área CC; b) SSG área CC; c) KO área CQ; d) SSG área CQ.

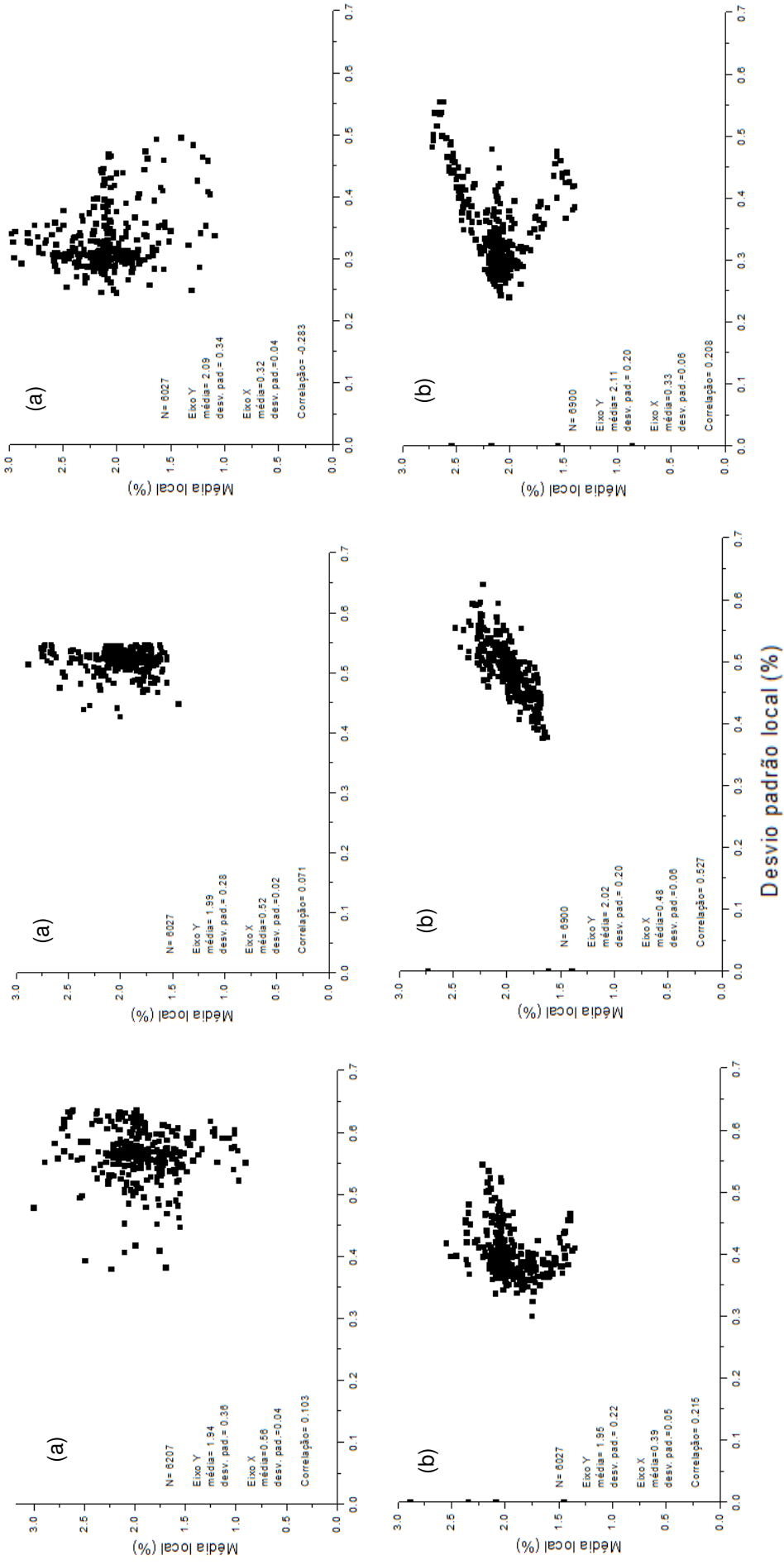


Figura 10. Gráficos de dispersão desvio-padrão vs média local (a) KO;(b) E-type, em área sob o sistema de manejo de cana crua (CC).

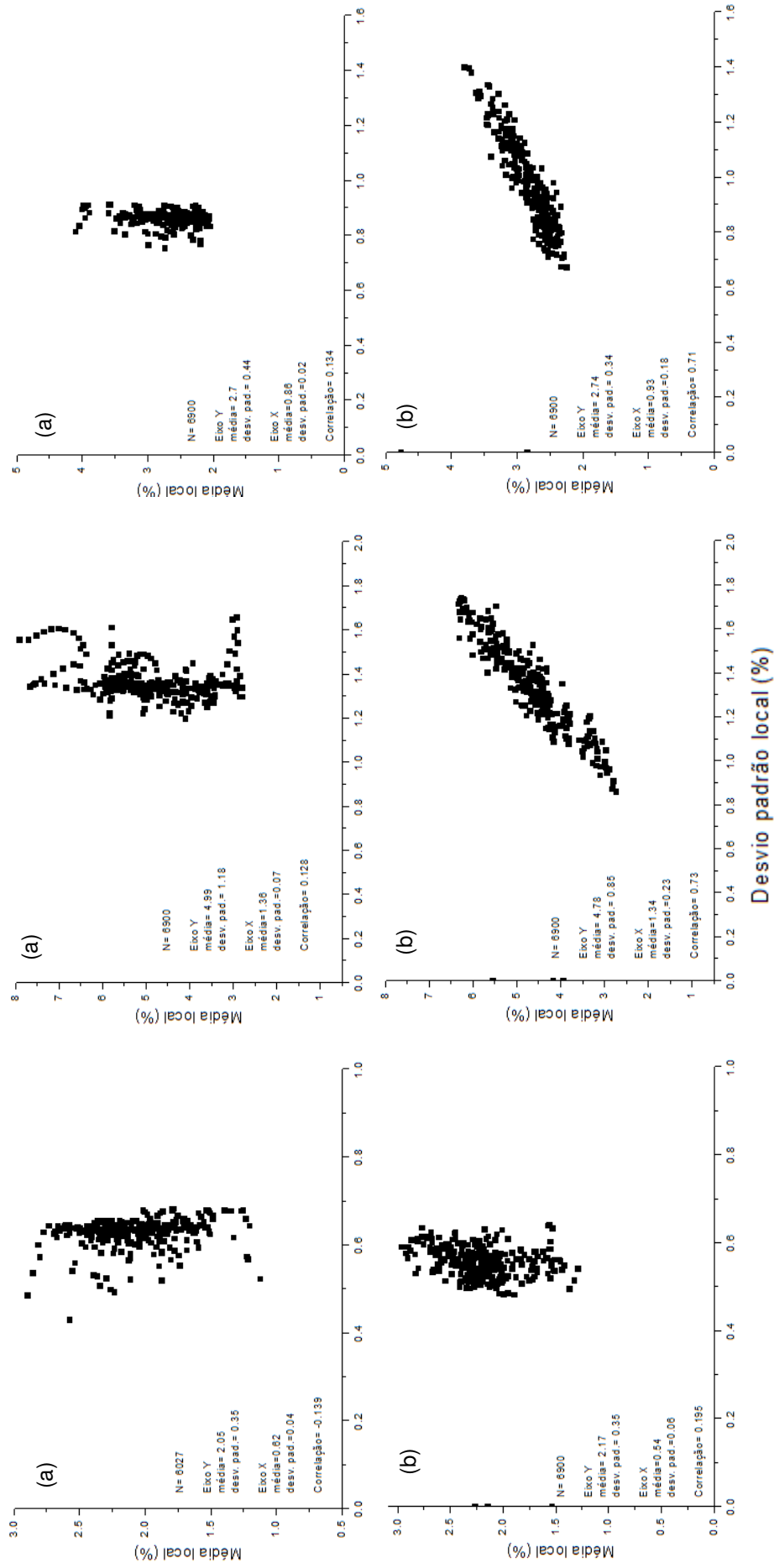


Figura 11. Gráficos de dispersão desvio-padrão vs média local (a) KO_i(b) E-type, em área sob o sistema de manejo de cana queimada (CQ

4.5 Medidas de eficiência do ajuste

A estatística G – ‘goodness’ (bondade)- corresponde à proximidade de pontos para a bissetriz no plot de acurácia (BOURENNANE et al., 2010). As simulações individuais apresentaram melhores resultados para a estatística G (Tabela 5) com valores mais próximos de 1. O E-type apresentou valores da estatística G mais próximos de 0 para todas as variáveis, exceto CQ191, portanto menor precisão que aqueles apresentados pela KO. Isso pode ser resultado da *fdac* resultante da estimação do E-type que depende dos dados, assim sua estimativa pode depender da modelagem de caldas altas e baixas da distribuição das realizações individuais. O aumento dos valores estimados para cada ponto da malha e as médias podem ser afetados por distribuições assimétricas positivas (GOOVAERTS,1997).

A continuidade espacial caracterizada pelo semivariograma foi avaliada por meio da estatística ϵ (épsilon). O comportamento dos resultados da KO foi melhor que aqueles apresentados pelo E-type, exceto CC246 e CQ191 (Tabela 5). Menores valores de ϵ representam melhores ajustes entre o modelo do semivariograma de referência (dados) e os modelos de semivariograma de estimação e/ou simulação.

Tabela 4. Reprodução da *fdac* (G) e semivariogramas (ϵ) da ECO2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$.

		G	E		G	ϵ	
CC192	SSG_48	0.52	0.30	CQ191	SSG_48	0.58	0.48
	SSG_112	0.50	0.67		SSG_112	0.54	0.27
	SSG_207	0.58	0.56		SSG_207	0.33	0.51
	E-type	0.26	4.65		E-type	0.33	3.20
	KO	0.51	2.63		KO	0.33	3.92
CC201	SSG_48	0.72	0.83	CQ200	SSG_48	0.70	0.18
	SSG_112	0.66	0.14		SSG_112	0.67	0.24
	SSG_207	0.70	0.37		SSG_207	0.68	0.31
	E-type	0.30	5.18		E-type	0.52	4.43
	KO	0.49	4.42		KO	0.57	3.67
CC246	SSG_48	0.38	0.09	CQ248	SSG_48	0.47	4.44
	SSG_112	0.37	0.33		SSG_112	0.47	3.79
	SSG_207	0.37	0.16		SSG_207	0.46	2.40
	E-type	0.23	4.55		E-type	0.26	4.75
	KO	0.58	5.06		KO	0.28	4.35

5 CONCLUSÕES

A modelagem probabilística da simulação sequencial Gaussiana apresenta melhor performance na reprodução da variabilidade espacial dos dados da ECO₂ do solo em relação à KO e os resultados proporcionados pelo E-type. As simulações individuais fornecem descrição espacial mais detalhada reduzindo o erro médio de predição e o risco de classificar erroneamente áreas de maior emissão, como pode ocorrer com a KO devido ao efeito de suavização.

A incerteza associada à ECO₂, em diferentes cenários de manejo auxilia na compreensão dos possíveis padrões da distribuição espacial. As estatísticas G e ϵ fornecem resultados do quão bem os dados são reproduzidos de acordo com método adotado. As simulações individuais apresentam melhor consenso entre os modelos dos semivariogramas de referência e os semivariogramas calculados.

REFERÊNCIAS

- ADACHI, M. et al. Differences in soil respiration between different tropical ecosystems. **Appl. Soil Ecol.**, Amsterdam, v. 34, n. 2, p. 258–265, 2006.
- BARABAS, N.; GOOVAERTS, P.; ADRIAENS, P. Geostatistical Assessment and validation of uncertainty for three-dimensional dioxin data from sediments in an estuarine river. **Environ. Sci. Technol.**, Washington, v. 35, n. 16, p. 3294-3301, 2001.
- BAYER, C.; MIELNICZUK, J.; MARTIN-NETO, L. Efeitos do sistema de preparo e de cultura na dinâmica da matéria orgânica e na mitigação das emissões de CO₂. **Rev. Bras. de Cienc. Solo**, Viçosa, MG, v. 24, n. 3, p. 599-607, 2000.
- BERNOUX, M. et al. Brazil's soil carbon stocks. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, Madison, v. 66, n. 3, p.888–896, 2002.
- BOURENNANE, H. et al. Mapping of anthropogenic trace elements inputs in agricultural topsoil from Northern France using enrichment factors. **Geoderma**, Amsterdam, v. 157, n. 3, p. 165–174, 2010.
- BOURGAULT, G. et al. Geostatistical analysis of a soil salinity data set. **Adv. Agron.**, San Diego, v. 58, p. 241-292, 1997.
- BREMMER, D. J.; HAM, J. M. Net Carbon fluxes over burned and unburned native tallgrass prairie. **Rangeland Ecol. Manag.**, Wheat Ridge, CO, v. 63, n. 1, p. 72–81, jan, 2010.
- BRITO, L. F. et al. Soil CO₂ emission of sugarcane fields as affected by topography. **Sci. Agric.**, Piracicaba, SP, v. 66, n. 1, p. 77-83, Jan/Feb, 2009.
- BRITO, L. F. et al. Spatial variability of soil CO₂ emission in different topographic positions. **Bragantia**, Campinas, SP, v. 69, Suplemento, p. 19-27, 2010.
- BURROUGH, P. A.; McDONNELL, R. A. **Principles of Geographical Systems**. New York: Oxford University Press, p.333, 2006.
- CAMBARDELLA, C. A. et al. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, Madison, v. 58, n. 5, p. 1.240-1.248, 1994.
- CARDELLINE, C.; CHIODINI, G.; FRONDINI, F. Application of stochastic simulation to CO₂ flux from soil: Mapping and quantification of gas release. **J Geophys. Res.**, Washington, v. 108, n. B9, 2425, 2003.
- CASTRIGNANO A.; LOPEZ, N.; PRUDENTAZZO, M.; STEDUTO, P. Estimation or simulation sthocastic in soil science? **Options Méditerranéennes**, serie A, v. 50, p. 168-182. Disponível em:<<http://ressources.ciheam.org/om/pdf/a50/04002031.pdf>>. Acesso em: 06 jan. 2012.

- CEDDIA, M. B. et al. Topography and spatial variability of soil physical properties. **Sci. Agric.**, Piracicaba, SP, v.66, n.3, p.338-352, May/June, 2009.
- CERRI, C. C. et al. Brazilian greenhouse gas emissions: the importance of agriculture and livestock. **Sci. Agric.**, Piracicaba, SP, v.66, n.6, p.831-843, Nov/Dec, 2009.
- CERRI, C. C.; CERRI, C. E. P. **Agricultura e aquecimento global**. 2007. Disponível em <http://www.aquecimento.cnpem.br/bibliografia/agr_e_aquec_Cerri_2007.pdf> Acesso em: 06 jan. 2012.
- CHAVEZ, L. F. et al. Carbon dioxide efflux in a Rhodic Hapludox as affected by tillage systems in southern Brazil. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, Viçosa, MG, v. 33, n. 2, p. 325-334, 2009.
- CHAVEZ, L. F. et al. Carbon dioxide efflux in a rhodic hapludox as affected by tillage systems in southern Brazil. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, Viçosa, MG, v. 33, n. 2, p. 325-334, 2009
- COSTA, F. S. et al. Estoque de carbono orgânico no solo e emissões de dióxido de carbono influenciadas por sistemas de manejo no sul do Brasil. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, Viçosa, MG, v. 32, n. 2, p. 323-332, 2008.
- COSTA, F. S. et al. Propriedades físicas de um Latossolo Bruno afetadas pelos sistemas plantio direto e preparo convencional. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, Viçosa, MG, v. 27, n. 3, p. 527-535, 2003.
- CRESPO, A. A. **Estatística fácil**. 17 ed. São Paulo: Saraiva, 2002.
- CRESSIE, N. A. C. **Statistics for spatial data**. New York: John Wiley & Sons, 1991. 920 p.
- D'ANDRÉA, A. F. et al. Variações de curto prazo nas emissões de CO₂ do solo em diferentes sistemas de manejo do cafeeiro. **Quim. Nova**, São Paulo, v. 32, n. 9, p. 2314-2317, 2009.
- DELBARI, M.; LOISKANDL, W.; AFRASIAB, P. Uncertainty assessment of soil organic carbon content spatial distribution using geostatistical stochastic simulation. **Aust. J. Soil Res.**, Austrália, v. 48, n. 1, p. 27–35, 2010.
- DEUTSCH, C. Direct assessment of local accuracy and precision. In: BAAFI, E.Y., SCHOFIELD, N.A. (Eds.), **Geostatistics Wollongong '96**. Kluwer Academic Publishing, Dordrecht, pp. 115–125, 1997.
- DEUTSCH, C., JOURNAL, A. GSLIB: **Geostatistical Software Library and User's Guide**. Oxford University Press, Oxford. UK, 1998.
- EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Sistema Brasileiro de Classificação do Solo**. Brasília. 2 ed., 2006. 306 p.

- FAGROUD, M.; VAN MEIRVENNE, M. Accounting for soil spatial autocorrelation in the design of experimental trials on water-use efficiency. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, Madison, v. 66, 1134-1142, 2002.
- FANG, C.; MONCRIEFF, J. B. The dependence of soil CO₂ efflux on temperature. **Soil Biol. Biochem.**, Oxford, v. 33, p. 155-165, 2001.
- FENG, Q.; LIU, Y., MIKAMI, M. Geostatistical analysis of soil moisture variability in grassland. **J. Arid. Environ.**, Londres, v. 58, n. 3, p. 357-372, 2004.
- FERNANDES, S. A. P. et al. Seasonal variation of soil chemical properties and CO₂ and CH₄ fluxes in unfertilized and P-fertilized pastures in an Ultisol of the Brazilian Amazon. **Geoderma**, Amsterdam, v. 107, n. 3, p. 227-241, 2002.
- FRANK, A. B.; LIEBIG, M. A.; TANAKA, D. L. Management effects on soil CO₂ efflux in northern semiarid grassland and cropland. **Soil Till. Res.** Amsterdam, v. 89, n. 1, p. 78-85, 2006.
- GOOVAERTS, P. **Geostatistics for Natural Resources Evaluation**. Oxford University Press, 1998. 483 p.
- GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. **Geoderma**, Amsterdam, v. 89, n. 1, p. 1-45, 1999.
- GOOVAERTS, P. Estimation or simulation of soil properties? An optimization problem with conflicting criteria. **Geoderma**, Amsterdam, v. 97, n. 3, p. 165-186, 2000.
- GOOVAERTS, P. Geostatistical modelling of uncertainty in soil science. **Geoderma**, Amsterdam, v. 103, n. 2, p. 3-26, 2001.
- GUIMARAES, E. C. **Geoestatística básica e aplicada**. UFU/FAMAT, Uberlândia, fev., 2004. Disponível em :<<http://www.ebah.com.br/content/ABAAABLOUAE/geoestatistica-basica-aplicada>>. Acesso em 22 mar. 2012.
- HAMLETT, J. M.; HORTON, R.; CRESSIE, N. A. C. Resistant and exploratory techniques for use in semivariogram analyses. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, Madison, v. 50, n. 4, p. 868-875, 1986.
- HERBST, M. et al. Multivariate conditional stochastic simulation of soil heterotrophic respiration at plot scale. **Geoderma**, Amsterdam, v. 160, n. 1, p. 74-82, 2010.
- INTERNATIONAL PANEL ON CLIMATE CHANGE- **IPCC. Land use, land use and forest change**. Robert T. Watson, Ian R. Noble, Bert Bolin, N. H. Ravindranath, David J. Verardo and David J. Dokken (Eds.) Cambridge University Press, UK, p. 375, 2000.
- INTERNATIONAL PANEL ON CLIMATE CHANGE- **IPCC Carbon Dioxide Capture and Storage**. Bert Metz, Ogunlade Davidson, Heleen de Coninck, Manuela Loos and Leo Meyer (Eds.) Cambridge University Press, UK, p. 431, 2005.

INTERNATIONAL PANEL ON CLIMATE CHANGE- IPCC. **Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**, Solomon, S., D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor and H.L. Miller (Eds.) Cambridge University Press, United Kingdom and New York, NY, USA, 2007.

ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, R. M. **A introduction to applied geostatistics**. Oxford University Press, 1989.

KONDA, R. et al. Spatial structures of N₂O, CO₂, and CH₄ fluxes from Acacia mangium plantation soils during a relatively dry season in Indonesia. **Soil Biol. Biochem.**, Oxford, v. 40, n. 12, p. 3021-3030, 2008.

LA SCALA, N. et al. Short-term temporal changes in the spatial variability model of CO₂ emissions from a Brazilian bare soil. **Soil Biol. Biochem.**, Oxford, v. 32, n. 10, p.1459-1462, 2000.

LEWICK, J. L. et al. Comparative soil CO₂ flux measurements and geostatistical estimation methods on Masaya volcano, Nicaragua. **Bull. Volcanol.**, Heidelberg, Alemanha, v. 68, n. 1, p. 76–90, 2005.

MACEDO, I. A. Greenhouse gas emissions and energy balances in bio-ethanol production and utilization in Brazil (1996). **Biomass. Bioenerg.**, Oxford, v. 14, n. 1, p. 77-81, 1998.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Econ. Geol.**, Littleton, CO, v. 58, p 1246-1266, 1963.

MATHERON, G. **The theory of regionalized variable and its application**. École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1971.

NICOLOSO, R. S. et al. Balanço do carbono orgânico no solo sob integração lavoura-pecuária no Sul do Brasil. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, Viçosa, MG, v. 32, p. 2425-2433, 2008.

NOVAES, M. R. et al. Cenários prognósticos baseados em modelagem dinâmica espacial para manejo da colheita de cana-de-açúcar no estado de São Paulo. Anais XV Simpósio de Sensoriamento Remoto –sbsr, Curitiba, abr/mai. 2011. Disponível em: <<http://www.dsr.inpe.br/sbsr2011/files/p1363.pdf>>. Acesso em: 14 nov. 2011.

NUNES, R.; ALMEIDA, J. A. Parallelization of sequential gaussian, indicator and indirect simulation algorithms. **Comput. Geosci.**, Oxford, v. 36, p. 1042-1052, 2010.

OLEA, R. A. **Geostatistical glossary and multilingual dictionary**. New York: Oxford University Press, 1991. 177 p.

PANOSSO, A. R. et al. Variabilidade espacial da emissão de CO₂ em Latossolos sob cultivo de cana-de-açúcar em diferentes sistemas de manejo. **Eng. Agríc.**, Jaboticabal, v.28, n.2, p.227-236, abr./jun. 2008

PANOSSO, A. R.;et al. Spatial and temporal variability of soil CO₂ emission in a sugarcane area under green and slash-and-burn managements. **Soil Till. Res.**, Amsterdam, v. 105, n. 2, p. 275–282, 2009.

PANOSSO, A. R. **Variabilidade espacial da emissão de CO₂ e sua relação com propriedades do solo em áreas de cana-de-açúcar no Sudeste do Brasil.** 2011. 107 f. Tese (Doutorado em Agronomia – Produção Vegetal) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2011.

PANOSSO, A. R. et al. Soil CO₂ emission and its relation to soil properties in sugarcane areas under slash-and-burn and green harvest. **Soil Till. Res.**, Amsterdam, v. 111, n. 2, p. 190–196, 2011.

PAULA, M. de. et al. Fixação de carbono e a emissão dos gases de efeito estufa na exploração da cana-de-açúcar. **Cienc. Agrotec.**, Lavras, MG, v. 34, n. 3, p. 633-640, maio/jun., 2010.

PEREIRA, G. T. **Avaliação da variabilidade espacial por técnicas de simulação.**2009, 118 f. Tese (Livre Docência Estatística Experimental) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, 2009.

PETRONE, M. et al. Spatial variability of CO₂ exchange for riparian and open grasslands within a first-order agricultural basin in Southern Ontario. **Agr Ecosyst Environ**, Nova Zelândia, v. 125, n. 4, p. 137–147, 2008.

PINHEIRO, E. F. M. et al. Impact of pre-harvest burning versus trash conservation on soil carbon and nitrogen stocks on a sugarcane plantation in the Brazilian Atlantic forest region. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 333, n. 1, p. 71–80, 2010. DOI 10.1007/s11104-010-0320-7

PINTO JUNIOR, O. B. et al. Efluxo de CO₂ do solo em floresta de transição Amazônia Cerrado e em área de pastagem. **Acta Amazônica**, Manaus, AM, vol. 39, n. 4, p. 813–822, 2009.

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

RAICH, J.W.; SCHLESINGER, W.H. The global carbon dioxide flux in soil respiration and its relationship to climate. **Tellus**, Copenhagen, v.44B, n. 2, p.81-99, 1992.

REICOSKY, D. C. Tillage-induced CO₂ emission from soil. **Nutr Cycl Agroecosys**, v.49, n. 1, p. 273–285, 1997.

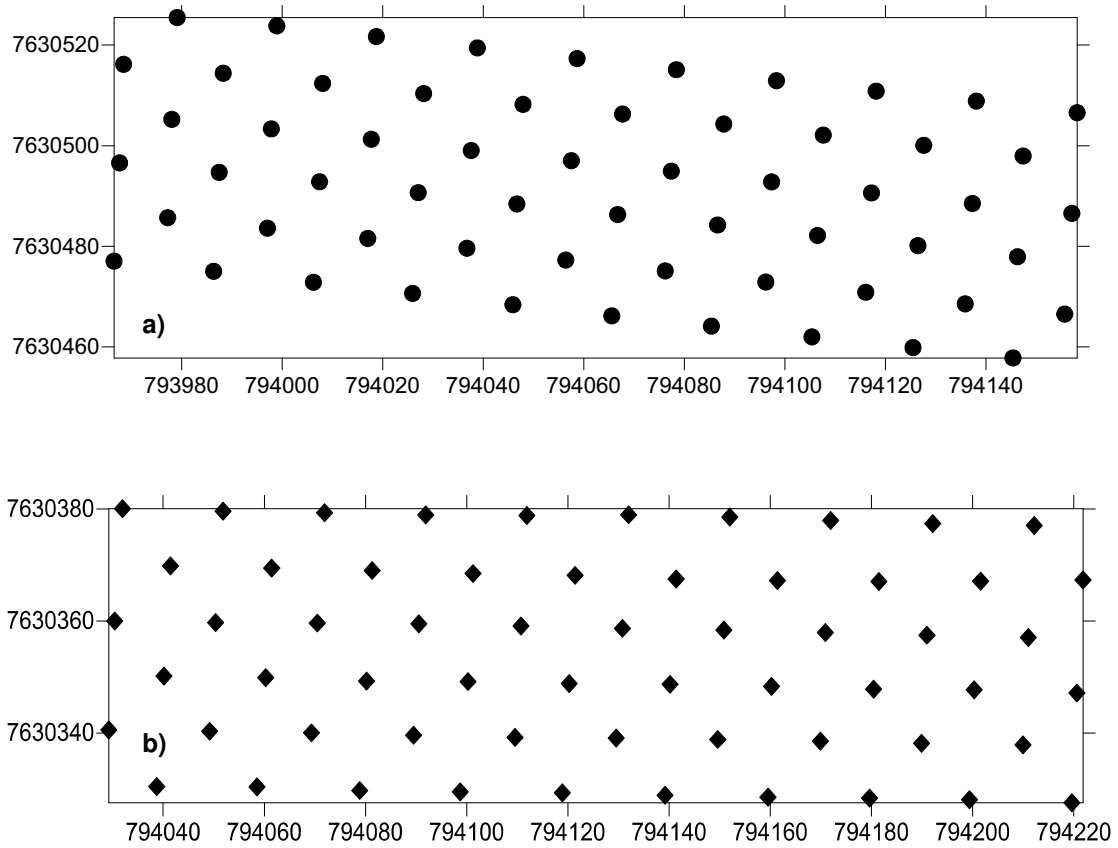
- ROCHETTE, P.; DESJARDINS, R. L.; PATTEY, E. Spatial and temporal variability of soil respiration in agricultural fields. **Can. J. Soil Sci.**, Ottawa, Canadá, v. 71, n. 2, p.189-196, maio, 1991.
- ROSSI, R. E. et al. Geoestatistical tools for modeling and interpreting ecological spatial dependence. **Ecol. Monogr.**, Washington, v. 62, n. 2, p. 277-314, 1992.
- SIMBAHAN G. et al. Fine-resolution mapping of soil organic carbon based on multivariate secondary data. **Geoderma**, Amsterdam, v. 132, n. 3, p. 471–489, 2006.
- SIQUEIRA NETO, M. et al. Emissão de gases do efeito estufa em diferentes usos da terra no bioma cerrado. **Rev. Bras. Cienc. Solo**, Viçosa, SP, v. 35, n. 1, p. 63-76, 2011.
- SOARES, A. **Geoestatística para ciências da terra e do ambiente**. 2 ed. Lisboa: IST Press, 2006.
- SOUZA, Z. M. et al. Otimização amostral de atributos de Latossolo considerando aspecto solo-relevo. **Cienc. Rural**, Santa Maria, RS, v. 36, n. 3, p.829-836, maio/jun, 2006.
- SRIVASTAVA M. R. An overview of stochastic spatial simulation. In: MOWRER, H.T., CZAPLEWSKI, R.L. AND HAMRE, R.H. (Eds.). **Spatial Accuracy Assessment in Natural Resources and Environmental Sciences: Second International Symposium**, U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Fort Collins, pp. 13-22. General Technical Report RM-GTR-277, p.728, 1996.
- TEIXEIRA, D. D. B. et al. Soil CO₂ emission estimated by different interpolation techniques. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 345, n. 1, p. 187–194, 2011.
- TRANGMAR, B. B.; YOST, R. S.; UEHARA, G. Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. **Adv Agron**, San Diego, v. 38, p. 45-94, 1985.
- VERAS, L. G. D.; ANDRADE, P. R.; CAMARA, G. Métricas de qualidade de modelos espaciais. In: XI Workshop de Computação Aplicada, 2011, São Paulo. **Anais eletrônicos**...São Paulo, INPE, 2011. Disponível em: <[http://mct-m18.sid.inpe.br/col/sd.inpe.br/mte-18/10.19.15.03/doc/worcap_2011_submission_46 .pdf](http://mct-m18.sid.inpe.br/col/sd.inpe.br/mte-18/10.19.15.03/doc/worcap_2011_submission_46.pdf)>. Acesso em: 10 maio 2012.
- WARRICK A.W. & NIELSEN, D.R. Spatial variability of soil physical properties in the field. In: HILLEL, D. (Ed.). **Application of soil physics**. New York: Academic Press, 1980.
- WEBSTER, R.; OLIVER, M. A. **Geostatistics for environmental scientists**. 2 ed., John Wiley & Sons, 2007.
- WU, X. et al. Effects of soil moisture and temperature on CO₂ and CH₄ soil and atmosphere exchange of various land use/cover types in a semi-arid grassland in Inner Mongolia, China. **Soil. Biol. Biochem.**, Oxford, v. 42, n. 5, p. 773-787, 2010.

XU, M.; QI, Y. Soil-surface CO₂ efflux and its spatial and temporal variations in a young ponderosa pine plantation in northern California. **Glob. Change Biol.**, Oxford, v. 7, p. 667-677, 2001.

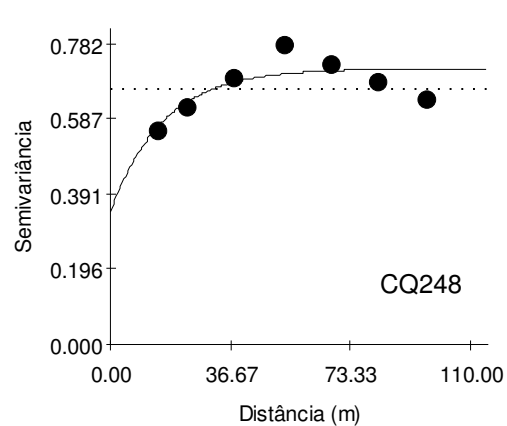
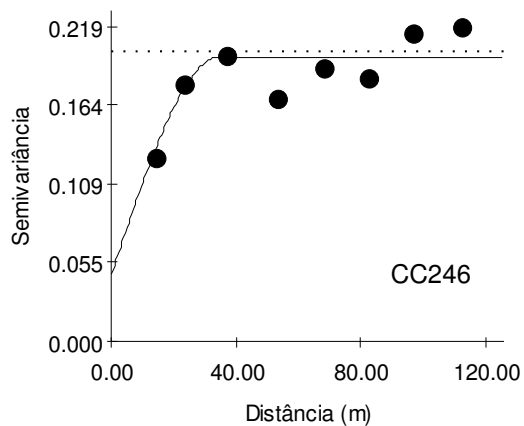
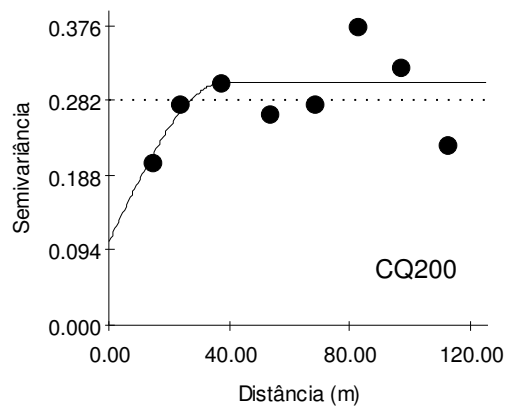
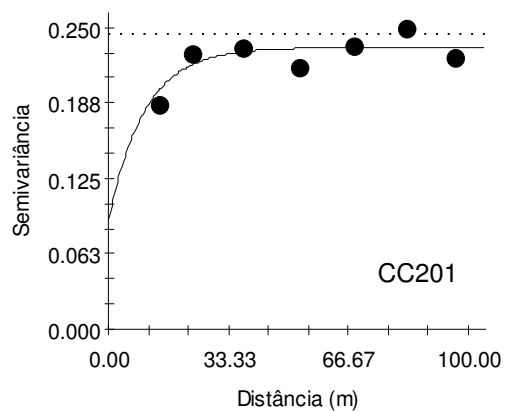
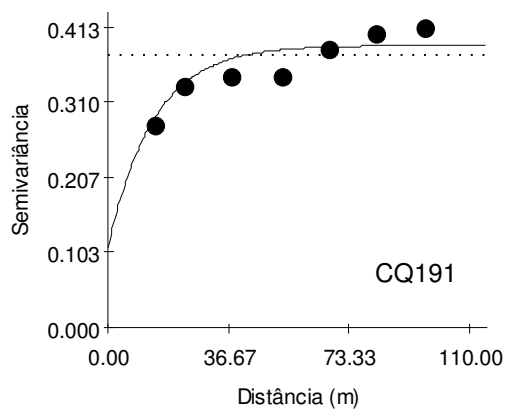
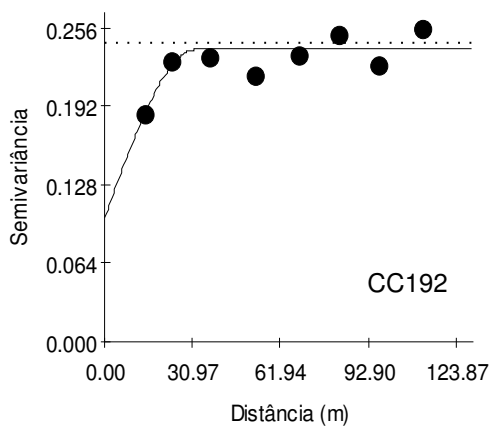
ZHANG, C. et al. A comparison of soil qualities of different revegetation types in the Loess Plateau, China. **Plant Soil**, Dordrecht, v. 347, n. 1, p.163–178, 2011.doi 10.1007/s11104-011-0836-5.

ZHAO, Y. et al. Spatial variability assessment of soil nutrients in an intense agricultural area, a case study of Rugao County in Yangtze River Delta Region, China. **Environ. Geol.**, Heidelberg, Alemanha, v. 57, n. 5, p. 1089–1102, 2009.

APÉNDICE



Apêndice A - Malhas amostragem ECO₂ $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$. a) área cana crua (CC) (●); b) área cana queimada (CQ) (◆).



Apêndice B - Semivariogramas experimentais ECO_2 $\mu\text{mol CO}_2 \text{ m}^{-2}\text{s}^{-1}$ para as áreas cana crua (CC) e cana queimada (CQ).