Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”

Processamento de dados de monitores de produtividade de cana-de-açúcar

Leonardo Felipe Maldaner

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Ciências. Área de concentração: Engenharia
de Sistemas Agrícolas

Piracicaba
2017

Leonardo Felipe Maldaner
Engenheiro Agrícola

Processamento de dados de monitores de produtividade de cana-de-açúcar
versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:
Prof. Dr. **JOSÉ PAULO MOLIN**

Dissertação apresentada para obtenção do título de
Mestre em Ciências. Área de concentração: Engenharia
de Sistemas Agrícolas

Piracicaba
2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA – DIBD/ESALQ/USP

Maldaner, Leonardo Felipe

Processamento de dados de monitores de produtividade de cana-de-açúcar / Leonardo Felipe Maldaner. - - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2017.

78 p.

Dissertação (Mestrado) - - USP / Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz".

1. Agricultura de precisão 2. Variabilidade espacial 3. Processamento de dados espacial 4. Dados errôneos I. Título

*Ao meus pais, Aroni e Celeide,
pelo apoio, encorajamento, amor
e pelos ensinamentos que formaram os
alicerces de minha história*
Dedico

AGRADECIMENTOS

Meus sinceros agradecimentos,

À Universidade de São Paulo e a Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, pela educação técnica, social e científica.

Ao Prof. José Paulo Molin, pela oportunidade, por toda paciência, dedicação, amizade e conselhos durante a realização deste trabalho.

À CAPES e à CNPq pela concessão da bolsa de estudos.

À meus amigos e colegas de pós graduação, André F. Colaço, Bruna P. Passalacqua, Cassio da C. Duarte, Jeovano G. A. Lima, Luis G. Mendes, Marcos F. Ferraz, Mark Spekken, Mateus T. Eitelwein, Rodrigo G. Trevisan, Tatiana F. Canata, Tiago R. Tavares.

Aos amigos e colegas do Grupo de Mecanização e Agricultura de Precisão (gMAP), Antonio M. P. Neto, Augusto Sanches, Caio J. D. Oliveira, Caroline S. M. Motta, Danilo C. Nunes, Davi Besson, Eduardo Granso, Felipe H. S. Karp, Guilherme P. Ribas, Heitor H. Shimada, João F. G. Faus, Matheus Montrazi, Matheus P. Cenale, Michel Rudan, Pedro M. N. Ottoni.

Aos amigos de república, pela amizade e companherismos: Adaias Matos, Gregori Rovadoscki, Marcus V. T. Junior e Wagner Wolff.

À toda minha família, pelo apoio e incentivos mesmo estando longe.

Àqueles que aqui não foram citados, que de alguma forma contribuíram para a realização de este trabalho.

SUMÁRIO

RESUMO.....	6
ABSTRACT	7
LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS	10
1. INTRODUÇÃO.....	11
2. REVISÃO DE BIBLIOGRÁFICA.....	13
2.1. Cana-de-açúcar	13
2.2. Agricultura de precisão.....	16
2.3. Mapeamento da produtividade em cana-de-açúcar.....	20
2.4. Eliminação de dados errôneos no conjunto de dados de produtividade	27
2.5. Estudo da variabilidade espacial	29
3. MATERIAL E MÉTODOS.....	33
3.1. Modelo de filtragem de dados	33
3.2. Conjunto de dados.....	38
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	45
4.1. Validação do modelo	45
4.2. Densidade de pontos dentro da passada	52
4.3. Interpolação de dados dentro da fileira	55
5. CONCLUSÃO.....	59
REFERÊNCIAS	61
APÊNDICES.....	75

RESUMO

Processamento de dados de monitores de produtividade de cana-de-açúcar

Na cultura da cana-de-açúcar, a colheita é realizada por uma colhedora que efetua o corte e processamento do produto colhido ao longo de uma (ou duas) fileira(s) da cultura estabelecida. Neste processo, dados obtidos por monitor de produtividade, quando existentes, fornecem informações com diferentes utilidades. Métodos existentes para o processamento de dados de produtividade utilizados atualmente foram desenvolvidos para conjuntos de dados de produtividade de grãos e quando aplicados a um conjunto de dados de produtividade de cana-de-açúcar podem eliminar dados com variações reais de produtividade dentro da fileira. O objetivo deste trabalho é desenvolver métodos que busquem identificar e remover dados errôneos, em pós-processamento, do conjunto de dados gerados por monitor de produtividade para caracterização das pequenas variações de produtividade dentro de uma fileira de cana-de-açúcar. A identificação de dados discrepantes do conjunto de dados utilizando método estatístico por quartis e uma filtragem comparando valores de produtividade usando somente dados de uma única passada da colhedora foi proposto. Foram utilizados quatro conjunto de dados de produtividade gerados por dois monitores. O monitor de produtividade 1 registrou os dados a uma frequência de 0,5 Hz e o monitor de produtividade 2 a uma frequência de 1 Hz. Foram encontrados dados errôneos gerados devido ao tempo de sincronização entre a colhedora e o conjunto transbordo durante as manobras de cabeceira e durante a troca do conjunto de transbordo. Também foram encontrados dados durante a manobras da colhedora, onde o monitor registrou dados com produtividade zero e nulas. Foram simuladas diferentes frequência de registro de dados com objetivo de verificar se a densidade de dados fornecida pelo monitor influência na caracterização de pequenas variações nos valores de produtividade dentro da passada. Os conjuntos de dados de produtividade gerados por diferentes tipos de monitores demonstraram a necessidade de pós-processamento para remoção de valores de produtividades discrepantes. A metodologia desenvolvida neste trabalho foi capaz de identificar e eliminar os dados errôneos dos conjuntos de dados analisados. A metodologia de filtragem de dados considerando somente dados dentro de uma única passada da colhedora de cana-de-açúcar proporcionou a caracterização da variação de valores de produtividade em pequenas distâncias.

Palavras-chave: Agricultura de precisão; Variabilidade espacial; Processamento de dados espaciais; Dados errôneos

ABSTRACT

Processing of data from sugarcane yield monitors

In the sugarcane crop, a harvest is performed by a harvester who cuts and processes the product harvested along one (or two) row (s) of the established crop. In this process, data from yield monitor, when applicable, provide information with different utilities. Existing methods for processing yield data currently used have been developed for datasets of yield grain and when applied to a sugarcane yield dataset can eliminate data with actual variations of yield within the row. The objective of this work is to develop methods that seek to identify and remove erroneous data, in post-processing, from the data set generated by yield monitor to characterize the small variations of yield within a row of sugarcane. The identification of outliers from the data set using statistical method for comparing quartiles and filtering yield values using only data from a single pass the harvester has been proposed. Assays were utilized four yield datasets generated by two monitors. The yield monitor 1 recorded data at a frequency of 0.5 Hz and the yield monitor 2 at a frequency of 1 Hz. Erroneous data were found in the data set generated due to the time of synchronization between the sugarcane harvester and the transportation of chopped sugarcane during the headland turns and during the exchange of the transportation of chopped sugarcane during harvest. Were also found during the headland turns of the sugarcane harvester, where the yield monitor recorded data with values of yield zero and void. It was simulated different frequency of recording data with the objective of verifying if density of data provided by the monitor influences in the characterization of small variations in the yield values within the path. The yield data sets generated by different types of displays have demonstrated the need for post-processing to remove outliers in the yield dataset. The methodology developed in this study was able to identify and eliminate erroneous data sets analyzed data. Data filtering methodology considering only data within a single pass of the sugarcane harvester provided to characterize the variation in yield values over short distances.

Keywords: Precision agriculture; Spatial variability; Spatial data processing; Erroneous data

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Colhedora de cana-de-açúcar com a localização dos diferentes pontos de sensoriamento que podem ser usados para gerar dados de fluxo de cana. Fonte: Adaptado de Jensen et al. (2012).	23
Figura 2. Exemplo de um semivariograma experimental.....	30
Figura 3. Fluxograma geral do sistema de filtragem proposto neste trabalho.....	33
Figura 4. Identificação dos pontos para o cálculo do ângulo (α) utilizado para identificação dos extremos das passadas.....	35
Figura 5. Esquemas da filtragem de dados proposta por Spekken et al. (2013) (A) e a filtragem local proposta neste trabalho (B).....	35
Figura 6. Locais onde o algoritmo de filtragem removeu os dados discrepantes (A); pontos estimados pelo modelo proposto (B).	36
Figura 7. Dados gerados pelo monitor de produtividade 1 à frequência de 0,5 Hz (A e B); dados gerados na frequência de 1 Hz pelo monitor de produtividade 2 (C e D).	39
Figura 8. Erros de valores de produtividade na entrada de uma nova passada da colhedora (o sentido das passadas da colhedora está representado por flechas em preto) (A) e durante a troca de transbordo (B).....	40
Figura 9. Variação nos valores de produtividade em função do tempo de coleta de dados na entrada da passada da colhedora (A) e durante a troca de transbordos (B). VP – variação da produtividade; TD – tempo com o elevador desligado; TE – tempo de estabilização do volume de cana na esteira do elevador.....	41
Figura 10. Erros devido ao tempo de sincronismo transbordo-colhedora e registro de pontos contendo somente valores da posição durante a manobra na cabeceira (A) e dentro do talhão (B).....	41
Figura 11. Diferentes variações em faixas dos valores de produtividade (A); visualização em perfil da variação da produtividade em relação as fileiras dentro do talhão (B).	42
Figura 12. Variação de valores de produtividade dentro de uma passada para cada área em estudo.	43
Figura 13. Histograma dos dados de produtividade originais (A) e dos dados remanescentes da filtragem (B).	47
Figura 14. Comparação da variação da produtividade em relação a etapas de filtragem de dados.....	48
Figura 15. Mapas de pontos (superior) e interpolados (inferior) da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para a área 1.	49
Figura 16. Mapas de pontos (superior) e interpolados (inferior) da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para a área 2.	49

Figura 17. Mapas de pontos e interpolados da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para a área 3.....	50
Figura 18. Mapas de pontos e interpolados da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para área 4.	51
Figura 19. Comparação da variação de produtividade em diferentes frequências de registro de dados dentro de uma mesma passada para a cultura da cana-de-açúcar.	53
Figura 20. Mapas de produtividade gerados por diferentes frequências de registro de dados para a cultura da cana-de-açúcar. 2Hz (A); 1Hz (B); 0,5Hz (C); 0,2Hz (D) (continua).....	54
Figura 20. (Continuação) Mapas de produtividade gerados por diferentes frequências de registro de dados para a cultura da cana-de-açúcar. 2Hz (A); 1Hz (B); 0,5Hz (C); 0,2Hz (D). ..	54
Figura 21. Conjunto de dados remanescentes da filtragem (A) e após a interpolação (B) onde os pontos vermelhos são os dados gerados pelo modelo proposto.....	55
Figura 22. Variação da produtividade após a interpolação dos pontos dentro da mesma passada.	56
Figura 23. Mapa de superfície gerados por uma grade regular com resolução de 0,5 metro usando o interpolador de krigagem (A) e usando a ferramenta de polígono de <i>Voronoi</i> (B). ..	56
Figura 24. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 1.	75
Figura 25. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 2.	75
Figura 26. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 3.	76
Figura 27. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 4.	76
Figura 28. Mapas de produtividade da área 1: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de <i>Voronoi</i> (C); krigagem (D).	77
Figura 29. Mapas de produtividade da área 2; pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de <i>Voronoi</i> (C); krigagem (D).	77
Figura 30. Mapas de produtividade da área 3: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de <i>Voronoi</i> (C); krigagem (D).	78
Figura 31. Mapas de produtividade da área 3: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de <i>Voronoi</i> (C); krigagem (D).	78

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Estatística descritiva dos dados de produtividade antes e após a filtragem.....	45
Tabela 2. Parâmetros de entrada no modelo de filtragem.	46
Tabela 3. Parâmetros geoestatísticos dos semivariogramas experimental isotrópicos dos dados de produtividade originais e após a filtragem.	51
Tabela 4. Estatística descritiva dos conjuntos de dados de produtividade de acordo com a variação da frequência de registro pelo monitor de produtividade na área 3 (dados de 1 Hz são resultantes da metodologia de filtragem proposta).	52
Tabela 5. Parâmetros geoestatísticos dos dados de produtividade em diferentes frequências de aquisição de dados.....	55

1. INTRODUÇÃO

O setor sucroenergético tem papel chave na economia e na matriz energética no Brasil. Matéria-prima para a produção de etanol e bioeletricidade, a cana-de-açúcar (*Saccharum spp*) é a segunda maior fonte de energia do país. O Brasil não é só o maior produtor da cultura, seguido por Índia e China, como também o maior produtor de açúcar e etanol de cana-de-açúcar (CONAB, 2016). Atualmente, o país responde por 33% da produção mundial, destacando-se o estado de São Paulo, que lidera com 60% da produção nacional (JADOSKI et al., 2010). Além disso, é considerada uma das grandes alternativas para o setor de biocombustíveis devido ao grande potencial na produção de etanol.

A cana-de-açúcar é uma cultura perene pois permite vários cortes sem a necessidade de replantio, porém, a cada safra é necessária a aplicação de insumos agrícolas de forma que a cultura continue com patamares de produtividades vantajosos. Desse modo, quanto maior o número de cortes, menor é a resposta da cultura à aplicação desses insumos, o que faz com que em determinado momento seja necessária a renovação desses canaviais, já que as perdas na capacidade produtiva podem representar grandes prejuízos.

A adoção de ferramentas de agricultura de precisão (AP) no setor sucroenergético tem aumentado consideravelmente nos últimos anos visando à otimização do uso de recursos e aumento da produtividade. Uma das principais razões é que, para alcançar altas produtividades, a cana-de-açúcar demanda uma grande quantidade de água, fertilizantes e agroquímicos (WOOD et al., 2003). A estes pode-se também acrescentar os custos de máquinas, combustível e mão de obra. É uma cultura com um ciclo econômico de cinco anos, em média, e por demandar grandes investimentos, o retorno econômico das plantações depende muito de um bom estande ao longo dos anos.

No Brasil, uma das práticas de AP que vem se destacando no setor sucroenergético é o sistema de tráfego controlado (ROQUE et al., 2010; SOUZA et al., 2012; CASEIRO, 2014), além de outras como o mapeamento da variabilidade de atributos do solo (SALVIANO et al., 1998; PIEROSSO e NEVES, 2000), aplicação localizada de defensivos agrícolas para controle de plantas daninhas (ESQUERDO, 2002) e uso de sensores ópticos para aplicação de N (MOLIN et al., 2010; AMARAL e MOLIN, 2011; PORTZ et al., 2011). Entretanto o mapeamento da produtividade enfrenta grandes desafios, sendo um recurso pouco usado no setor sucroenergético.

O mapa de produtividade pode ser considerado como o ponto de partida para as demais aplicações da AP, permitindo conhecer a variabilidade espacial da produtividade da cultura e

consequentemente gerenciar ações de forma diferenciada para cada porção das lavouras. Segundo Harris e Cox (1997) o mapeamento da produtividade foi um fator limitante para a introdução da AP na indústria açucareira australiana. Numerosas tentativas de desenvolver técnica de mensuração de produtividade para cana-de-açúcar em colheita com corte mecânico (PIEROSSI e HASSUANI, 1997; COX, G. e HARRIS, 1997; PAGNANO e MAGALHÃES, 2001; MAGALHÃES e CERRI, 2007; WENDTE et al., 2001; BENJAMIN et al., 2001, 2002; MOLIN e MENEGATTI, 2004), e ainda em colheita com corte manual (MOLIN et al., 2004) foram estudadas.

Dados espacializados da produtividade, no caso da cana, que realiza a colheita em uma ou duas fileiras, podem indicar problemas pontuais ocasionados por falha no plantio e/ou danos na soqueira e novo procedimento para extrair informações de pequenas variações na fileira de cana-de-açúcar a partir destes dados podem auxiliar na tomada de decisões. Deste modo, a hipótese aqui estabelecida é que os métodos convencionais de limpeza de dados errôneos do conjunto de dados de produtividade de grãos, como propostos por seus autores (GIMENEZ e MOLIN, 2000; MENEGATTI e MOLIN, 2003, 2004; PING e DOBERMANN, 2005; SIMBAHAN et al., 2004; ARSLAN e COLVIN, 2002; BLACKMORE e MOORE, 1999; LYLE et al., 2014), usam os parâmetros de limite para classificar todo um conjunto de dados heterogêneos e que podem levar frequentemente à extração de dados com informações relevantes, dentro da fileira da cana-de-açúcar.

Diante do exposto, este estudo teve como objetivo principal propor novos métodos que buscam identificar e remover dados errôneos do conjunto de dados gerados por monitor de produtividade para a caracterização das pequenas variações de produtividade dentro de uma fileira de cana-de-açúcar. O objetivo secundário foi verificar se a densidade de dados fornecidos pelo monitor influencia na caracterização de pequenas variações nos valores de produtividade dentro da fileira, estabelecendo-se assim qual a distância mínima entre pontos para identificar a variabilidade do talhão e a variações de produtividade dentro da fileira de cana-de-açúcar.

2. REVISÃO DE BIBLIOGRÁFICA

2.1. Cana-de-açúcar

A cana-de-açúcar (*Saccharum spp.*) foi domesticada inicialmente na Ásia e introduzida no Brasil na época colonial (SCHNEIDER et al., 2013). É cultivada em regiões tropicais e subtropicais de mais de 90 países, difundida em uma ampla faixa de latitude (35°N a 30°S), adaptando-se a diversas condições de climas e solo (RODRIGUES, 1995). Segundo Vasconcelos (2013), a cana-de-açúcar vem sendo cultivada no Brasil desde o ano de 1532, sendo uma excelente opção para a geração de energia renovável, com grande importância no cenário agrícola mundial. A cultura é robusta e eficiente na produção de biomassa, cultivada para obtenção de colmos, os quais são, devido ao seu grande acúmulo de sacarose, utilizados para produção de açúcar e etanol (DINARDO-MIRANDA et al., 2010).

Atualmente, a cana-de-açúcar é cultivada em cerca de 26,1 milhões ha (FAO) e as condições de solo e clima para o desenvolvimento da cultura proporcionaram condições para que o Brasil alcançasse a posição de maior produtor, com 9,11 milhões de hectares (CONAB, 2016). Matéria-prima para a produção de bioetanol e bioeletricidade (PACCA E MOREIRA, 2009; MOLIN et al., 2014), a cana-de-açúcar é a segunda maior fonte de energia do país. Adicionalmente, representa um papel ambiental muito importante pois o etanol, subproduto da cana-de-açúcar, é uma alternativa para reduzir a emissão de gases causadores do efeito estufa (MAPA, 2015). A estimativa da CONAB (2016) para a safra 2016/17 é de 694,54 milhões de toneladas, com crescimento avaliado em 4,4% em relação à safra anterior e aumento de 5,3% na área colhida.

A cana-de-açúcar, uma cultura perene com metabolismo fotossintético C₄, é pertencente à família Poaceae e ao gênero *Saccharum*, que abrange várias espécies. Porém, as variedades atualmente cultivadas são, na sua maioria, híbridas (BRAMBILLA, 2013). A parte aérea da cana-de-açúcar é formada por colmos, folhas e inflorescência, enquanto a parte subterrânea é composta por raízes (BARROS, 2008). Segundo Krutman (1966) a cultura apresenta quatro estágios de desenvolvimento: do plantio à brotação das gemas, da brotação das gemas ao final do perfilhamento, do final do perfilhamento ao início da acumulação de açúcar e da acumulação de açúcar até a maturação.

Sua propagação é geralmente feita por intermédio de pedaços de colmo com cerca de 30 a 40 cm, contendo uma ou mais gemas (JADOSKI et al., 2010). O plantio, que pode ser feito de forma convencional, semi-mecanizado ou mecanizado, deve proporcionar boas condições para o desenvolvimento da cultura, sendo uma operação determinante para o sucesso ou fracasso do

investimento, pois tem reflexos nas operações subsequentes da produção, definindo a produtividade dos canaviais (MISSIO, 2016). De acordo com Carlin et al. (2004), as práticas de plantio são de extrema importância na determinação do sucesso do cultivo da cana, pois através de um bom plantio pode-se obter uma adequada população de plantas que permite conduzir o canavial à desejada produtividade na colheita.

A brotação das gemas é um dos processos que requer maior atenção, pois dele dependerá a futura população de plantas no campo (PLANA et al., 1987). Após a emergência dos colmos deve haver condições favoráveis a um máximo perfilhamento e formação de touceiras vigorosas que irão fornecer quantidade maior de colmos por área, possivelmente permitindo maior número de cortes econômicos (ROCHA, 1984). A boa capacidade de brotação é uma característica desejável nas variedades de cana-de-açúcar (CASAGRANDE, 1991).

O número de colmos por unidade de área na colheita é um dos fatores mais importantes relacionados com o processo da produção de sacarose. De acordo com Casagrande (1991), o colmo da cana-de-açúcar constitui-se num reservatório onde é acumulada grande quantidade de sacarose, principalmente nos internódios basais. Para se obter o número máximo de colmos suportáveis na área é necessário induzir ramificações na fase inicial de desenvolvimento da planta. Um perfilho é uma ramificação (colmo) originária da base da planta ou da região axilar da folha basal, sendo geralmente característico das gramíneas (SILVA et al., 2007).

A cana-de-açúcar perfilha abundantemente na sua fase inicial de desenvolvimento (MAGALHÃES, 1987). De acordo com Diola e Santos (2010), o perfilhamento inicia-se em torno de 40 dias após o plantio e pode durar até 120 dias, e segundo Aude (1993) deve iniciar de forma intensa para que todos os perfilhos se desenvolvam com a mesma idade. Os perfilhos formados mais cedo ajudam a produzir talos mais grossos e mais pesados, enquanto os formados mais tarde morrem ou permanecem curtos ou imaturos. A intensidade em que ocorre o perfilhamento é variável de cultivar para cultivar. Vários fatores como variedade, luz, temperatura, umidade do solo, espaçamento e práticas de fertilização influenciam no perfilhamento (JADOSKI et al., 2010).

Em decorrência do número de cortes e o intenso tráfego de equipamentos, o número de perfilhos tem tendência a diminuir ao longo dos anos. Isso se deve principalmente devido às características do sistema de corte da colhedora e da sua manutenção; ainda predominam colhedoras que realizam a colheita cortando uma única fileira da cultura. A interação do sistema de corte e as condições do solo durante a colheita podem provocar o arranquio de soqueiras, ocasionando em um menor número de rebrotas no próximo ciclo da cultura com o consequente menor número de perfilhos.

Quando se estabelece como uma cultura, a competição intraespecífica por luz induz a inibição no perfilhamento e a aceleração no crescimento do colmo principal (MARCHIORI, 2004). O crescimento da parte aérea da cana-de-açúcar é a fase mais importante do cultivo, pois é quando ocorrem a formação e o alongamento do colmo, que resulta em produção (JADOSKI et al., 2010). Os mesmos autores ressaltam que por ser classificada como uma planta C4, a cana-de-açúcar apresenta taxa de crescimento e uso da água altamente eficientes. Assim como o perfilhamento, o crescimento da parte aérea depende de vários fatores. Fatores como a época de plantio, temperatura, umidade, fertilidade do solo, variedade, entre outros, influenciam diretamente no crescimento da cana-de-açúcar.

A maturação é um dos aspectos fundamentais na produção, e as características varietais são fatores de importância no processo de acúmulo de sacarose (CASTRO, 1999). Segundo Watt et al. (2014), o principal estágio fenológico das plantas que está envolvida com o acúmulo de sacarose é a maturação, o qual é definido como o processo fisiológico que envolve a formação de açúcares nas folhas e seu deslocamento e armazenamento no colmo, quando as plantas praticamente cessam o crescimento vegetativo. O processo de maturação é definido pelos fisiologistas como o momento de acumulação máxima de produtos fotoassimilados nos órgãos de reserva da planta (sacarose no colmo).

A colheita da cana-de-açúcar ocorre entre os meses de abril a novembro, nos diferentes ambientes de produção da região Centro-Sul do Brasil, e pode ser realizada doze meses após o plantio (sistema denominado cana de ano) ou dezoito meses depois (cana de ano e meio) (MARQUES et al., 2006). Posterior à colheita inicial, pode-se realizar cortes consecutivos, denominado corte das canas socas. Segundo estimativas da CONAB (2016), a produtividade média na colheita para a safra de 2016/17 será em torno de 76 toneladas ha^{-1} . Nas condições de Brasil Central, a produção de cana-de-açúcar integral fresca, por corte varia entre 60 e 120 t ha^{-1} , por um período de até cinco anos, obtendo maior produtividade no primeiro ano (THIAGO e VIEIRA, 2002).

Segundo Sugawara et al. (2007), a produtividade da cana soca tende a diminuir gradativamente com o aumento do número de cortes. Com o decorrer dos anos e dependendo dos tratos culturais; dos danos; dos erros de tráfego e consequente compactação do solo; a produtividade consistentemente diminui, sendo que a intensidade da redução é dependente do tipo de solo, das condições climáticas e das cultivares utilizadas, entre outros (MATSUOKA et al., 1995; CAVALCANTE, 2011). O contínuo decréscimo da produtividade da cana-de-açúcar ao longo da condução do canavial pode comprometer o retorno econômico da cultura (SPEKKEN et al., 2015).

Dados da AGRAFNP (2012) apontam para o baixo retorno econômico apartir da quinta colheita realizada sobre uma implantação de cana-de-açúcar. Como qualquer outra cultura exige uma constante inovação prática, visando maior produtividade, melhor qualidade e custos mais baixos (BRAMLEY, 2009). Investimentos tecnológicos têm sido realizados pelos produtores canavieiros para o completo acompanhamento das atividades da cultura no campo, nas etapas que vão desde conservação do solo, plantio, crescimento e colheita da cana-de-açúcar.

Acompanhar o desenvolvimento da cultura tem sido cada vez mais imprescindível para a tomada de decisões somado à questão de produtividade, e ao aspecto de sustentabilidade ambiental e de gerenciamento da produção (ALVARES et al., 2008). Segundo Rezende Sobrinho (2000), o aumento da produtividade, no setor sucroalcooleiro, é obtido com a introdução de novas variedades de cana-de-açúcar e com manejo correto da cultura, buscando a época de colheita em que a produtividade agroindustrial se encontra maximizada. Assim, práticas de gestão localizada estão sendo adotadas pelos produtores como uma ferramenta importante para atingir produtividades mais elevadas e minimizar os impactos ambientais (SILVA et al., 2011).

2.2. Agricultura de precisão

O advento de práticas de AP é uma resposta ao reconhecimento de que o solo e as culturas apresentam variabilidade dentro das áreas em produção (COOK e BRAMLEY 1998; MOLIN, 2001; MONTANARI et al., 2012). A AP é um processo cíclico (BRAMLEY, 2009; COOK E BRAMLEY, 1998) em que a observação do desempenho das culturas é um primeiro passo crítico. A AP baseia no detalhamento da informação por meio da aplicação de processos de monitoramento georreferenciado e integração de características de solo, planta e clima (STEWART e McBRATNEY 2000).

Os agricultores adotam esta técnica motivados principalmente pela melhor utilização do potencial de produção em campo (BRAMLEY, 2009; HABOUDANE et al., 2002). Segundo Molin (2008) a implementação das práticas de AP tem por base a constatação de que as lavouras não são uniformes, no solo e na produtividade das culturas. A adoção de práticas de AP em cana é justificada pelo fato de que a grande maioria dos produtores consideram uniforme o solo de cada área de cultivo (CAMPOS et al., 2009).

Na produção de cana-de-açúcar, a mecanização é usada para a maioria das práticas culturais, entretanto o uso desta nem sempre conduzem automaticamente a AP. Entre as ferramentas envolvidas estão os monitores de produtividade, sensoriamento remoto e proximal, os sistemas de navegação global por satélites ou *Global Navigation Satellite System* (GNSS) e sistemas

de informação geográfica (BRAMLEY; QUABBA, 2001). Miller et al. (1999) enunciam três critérios que devem ser satisfeitos para que a gestão localizada das lavouras seja justificada: (1) que exista variabilidade espacial suficiente dentro do campo em fatores que influenciam a produtividade das culturas; (2) que as causas desta variabilidade possam ser identificadas e medidas; (3) que a informação dessas medidas possa ser usada para modificar as práticas de gestão das culturas para aumentar o lucro ou diminuir o impacto ambiental.

De acordo com Sanchez et al. (2012) a identificação das unidades de gestão diferenciada (UGD) pode ser uma solução prática e operacional para a adoção da AP. Segundo Mann et al. (2010) as UGD podem ser interpretadas como regiões dentro dos campos de produção que apresentam mínima variabilidade espacial e permanente ao longo do tempo. A identificação dessas zonas garante a localização de limites mais precisos entre áreas distintas, permitindo que técnicas agrônômicas possam ser adotadas com facilidade e economia em ambientes semelhantes (MALLARINO et al., 2001; BISHOP & MCBRATNEY, 2002, SIQUEIRA et al., 2010).

As UGD são demarcadas normalmente a partir de mapas de fatores não antrópicos e permanentes da área, como parâmetros de solo e relevo, dentre outros. Recursos como mapas de produtividade, condutividade elétrica aparente do solo, elevação, fotografias aéreas e imagens de satélites, podem ser eficientes para delimitar áreas de potenciais produtivos distintos (SCHEPERS et al., 2004). Os mesmos autores citam que quando identificadas essas regiões homogêneas, espera-se uma produtividade semelhante internamente às mesmas.

O sensoriamento proximal do solo em alta resolução espacial torna-se cada vez mais comum e essencial na definição de UGD (BRAMLEY, 2009; BRAMLEY e TRENGOVE, 2013). Informações obtidas via sensores proximais e sensores remotos são cada vez mais utilizados na agricultura devido à rapidez, agilidade na coleta e à alta densidade de dados assim coletados (KHOSLA et al., 2008). Isto envolve a medição da condutividade elétrica aparente (CORWIN e PLANT, 2005) usando indução eletromagnética (HEDLEY et al., 2004), ou medição da resistividade do solo (KITCHEN et al., 2003).

Recente interesse também tem sido demonstrado nas medições de radiometria gama (LOONSTRA e VAN EGMOND, 2009; WONG et al., 2008, 2009) em cana-de-açúcar. Na ausência de salinidade, a condutividade elétrica aparente do solo responde principalmente à proporção de argila e umidade (MCBRATNEY et al., 2005) enquanto radiometria gama responde mais sutilmente a variação na mineralogia da argila (CATTLE et al., 2003). O uso mais comum dos mapas de condutividade aparente do solo gerados continua a ser a identificação de pontos para coleta de amostragem estratificada (BRAMLEY, 2007). O mesmo autor descreve que a radiometria gama em cana-de-açúcar pode ser usada para obter uma compreensão da variação do

solo em alta resolução espacial e para auxiliar na tomada de decisões. Quando utilizado adequadamente, tais métodos são inestimáveis para mapear propriedades específicas do solo.

A agricultura tem sido um importante campo de aplicação para a sensoriamento remoto (SR) (NEBLETTE 1927 e 1928 em TENKORANG et al., 2008), e o interesse aumentou com o advento das imagens de satélites civis. A detecção remota pode ser uma alternativa atraente à pesquisa de escala de campo tradicional devido à sua capacidade de cobrir grandes áreas a um custo relativamente baixo (ANON, 2005). As medições da reflectância das culturas são utilizadas para a estimativas da fotossíntese, estresse hídrico, pragas e doenças (WISIOL, 1987) e níveis de manejo (MASELLI et al., 1993). De acordo com Atzberger (2013), existem cinco domínios de aplicação do SR na agricultura: estimativa de biomassa e produção, vigor da cultura e monitoramento do estresse, avaliação do desenvolvimento fenológico da cultura, área cultivada e mapeamento de alterações das condições físicas e outras mudanças.

Tecnologias em SR tornaram-se, nos últimos anos, mais acessíveis devido à maior disponibilidade e flexibilidade de aquisição de imagens. Como consequência, os índices de vegetação, como o NDVI (índice de vegetação da diferenciada normalizada), têm sido amplamente utilizados para correlações com a produtividade de culturas (MULLAN, 2013). Segundo Bramley (2007) os sistemas de SR baseados em satélites e aeronaves pilotadas são as duas principais plataformas que têm sido comumente utilizadas para coletar dados de imagens para fins agrícolas. Mais recentemente as aeronaves remotamente pilotadas (ARP) também tem sido empregadas, e a oferta de serviços de identificação e mensuração de falhas com o uso imagens aéreas obtidas com o auxílio de ARP no mercado é crescente.

Tanaka et al. (2013) utilizaram imagens aéreas geradas por uma câmera fotográfica acoplada a uma ARP para quantificar falhas de emergência em fileiras em talhões de cana-de-açúcar. O estudo de tecnologias para identificação de falhas em fileiras de cana-de-açúcar é importante devido ao seu impacto econômico. Estimativas de falhas em cana-de-açúcar foram realizados por Frasson et al. (2007) através de sensores ópticos ativos de dossel que medem a reflectância e associado com coordenadas geográficas obtidas a partir de um receptor GNSS, geraram uma informação muito útil que permite localizar onde existem lacunas induzindo uma ação rápida para corrigi-las por replantio.

Os sensores ópticos ativos têm sido difundidos principalmente na adubação de nitrogênio, visto que os índices de vegetação gerados mostram a sua alta correlação com parâmetros associados à biomassa e ao teor de nitrogênio contido nela (PORTZ et al., 2011). Inamasu et al. (2006) testaram um sensor ativo de reflectância em cana-de-açúcar com o objetivo de mensurar os teores de nitrogênio e potássio. O sensor não foi capaz de detectar diferença de

potássio, entretanto os índices da leitura de refletância foram crescentes de acordo com o tratamento de N, sugerindo que há possibilidade de o sensor ser aplicado na identificação de deficiência de N.

Molin et al. (2010) realizaram pesquisa utilizando sensor óptico ativo de dossel para medir os níveis de N na cultura da cana-de-açúcar. O índice de refletância seguiu uma tendência ascendente com as doses de N, demonstrando assim a possibilidade do sensor ser utilizado na detecção de deficiência de N na cultura. Em um estudo mais recente, Amaral e Molin (2014) concluíram que o sensor óptico ativo de refletância de dossel foi um dispositivo útil na identificação da variabilidade de N dentro de áreas de produção, e que a partir disso é possível aplicar o nutriente a taxas variáveis.

Sistemas de controle de tráfego são práticas de AP que vem se destacando no setor sucroenergético. O sistema envolve a melhor combinação entre o espaçamento da cultura e largura dos equipamentos por meio de ajustes nas bitolas, viabilizando que todo o tráfego ocorra nos mesmos locais, melhorando o sistema de tração sem danificar a cultura (KINGWELL; FUCHSBICHLER, 2011). De acordo com Silva et al. (2011), o piloto automático permite redução da área de compactação do solo, melhor controle do tráfego de veículos, incluindo o aumento da velocidade das operações com a consequente maior produtividade, menos cansaço ao operador, operações noturnas sem restrições à visibilidade, redução de consumo de combustível, entre outros.

Além do sistema de tráfego controlado, outras práticas de AP estão sendo usadas, como o mapeamento da variabilidade de atributos do solo (DEMATTE et al., 2014; SOUZA et al., 2014). A forma mais simples de adoção de práticas de AP em cana-de-açúcar e em outras culturas é a partir da aplicação de insumos em taxas variadas, tendo como base a amostragem georreferenciadas de solo (MOLIN, 2008). Fornecedores de cana-de-açúcar no Brasil já utilizam mapas de aplicação, que são gerados a partir de mapas de atributos químicos do solo, como ferramenta para racionalização do uso de insumos e corretivos com resultados relevantes (MENEGATTI et al., 2006).

Outra prática que vem sendo estudada e usada na cultura cana-de-açúcar é o mapeamento e aplicação localizada de defensivos agrícolas para controle de plantas daninhas (ESQUERDO, 2002). Monquero et al. (2008) testaram a viabilidade das ferramentas de AP no mapeamento do banco de sementes em áreas cultivadas com cana-de-açúcar. Segundo os autores, a AP mostrou-se uma ferramenta útil para predição do banco de sementes das plantas daninhas através de mapeamento da infestação, gerando assim mapas para controle localizado.

Tecnologias para gerar mapas da variabilidade da qualidade dentro de talhões em cana-de-açúcar estão sendo estudadas. Varella et al. (2012) propuseram uma metodologia para monitoramento da variabilidade espacial do Brix (açúcares solúveis no caldo) na cultura da cana-de-açúcar. Segundo estes autores o Brix assume um importante papel na tomada de decisão na escolha do momento ideal de se colher a cultura e também como um importante indicador qualitativo de manejo. Ferraz (2015) usou espectrometria para medir o Brix na cana-de-açúcar, e a partir dos valores de Brix gerou mapas espacializados de ATR (quantidade total de açúcar recuperável presente na cana-de-açúcar).

A cana-de-açúcar é uma cultura promissora para adoção de técnicas de AP (BRAMLEY et al., 1997). Segundo Molin (2008) uma das estratégias de implementação da agricultura de precisão envolve o gerenciamento integrado de entradas e saídas, ou seja, envolve o conceito do gerenciamento localizado da reposição de insumos com base na sua extração, medida a partir da produtividade de cada porção dos talhões. Isso implica em se medir a produtividade e espacializar essa informação na forma de mapas de produtividade.

Os mapas de produtividade são de primeira importância, não somente porque mostram a variabilidade das lavouras, mas também porque numa abordagem mais correta para a recomendação de adubação do ciclo seguinte, leva-se em consideração a produtividade da cultura anterior para se fazer a reposição dos nutrientes extraídos (BALASTREIRE et al., 1997). Mapas de produtividade são a chave para o gerenciamento de culturas em termos de variação espacial. O acúmulo de mapas de produtividade pode identificar padrão de comportamento temporal das culturas na área. A partir de então se procura caracterizar a qualidade física do solo em zonas que apresentavam o mesmo comportamento ao longo do tempo (FLEMING et al., 2000).

Na colheita da cana-de-açúcar, diferentemente das culturas anuais, a colhedora efetua o corte e processamento do produto colhido ao longo de uma única fileira da cultura, e como a cultura é perene, sistematicamente, todos anos a colhedora passará novamente no mesmo trajeto. Isso implica em um acúmulo de dados de produtividade durante os vários cortes ao longo dos anos, podendo assim facilitar o estudo do comportamento da evolução da produtividade em escalas muito menores do que em culturas anuais, como por exemplo, em nível de fileira.

2.3. Mapeamento da produtividade em cana-de-açúcar

Tradicionalmente, os produtores de cana-de-açúcar sabem a produtividade média do talhão. Porém essa informação não indica a variabilidade que existe dentro de um talhão. Embora a maioria dos produtores conheçam bem suas lavouras e são capazes de estimar o desempenho

da cultura em diferentes partes do campo, o mapeamento da produtividade pode transformar essas estimativas em valores quantitativos que podem ser mais facilmente utilizados para a tomada de decisões (OLSEN e HUSSEY, 2015).

O conhecimento de onde a produtividade varia e a extensão da variabilidade em um talhão pode ser combinado com informações sobre os solos, a elevação e os insumos agrícolas para entender por que a produtividade varia. Essas informações podem ser usadas para aumentar a produtividade em áreas com alto potencial de produção ou para aumentar a eficiência e maximizar a rentabilidade em áreas onde a produtividade é improvável que aumente (VANSICHEN e De BAERDEMAEKER, 1993).

De acordo com Barni et al. (1995) a investigação da variação da produtividade contribui na identificação das variáveis do ambiente responsáveis pelo desempenho final da cultura e para demonstrar o quanto cada uma delas limita a expressão máxima da produtividade. O potencial produtivo torna-se uma ferramenta importante para a tomada de decisões, pois possibilita a identificação dos fatores limitantes, subsidia o dimensionamento dos impactos dos fatores restritivos da produtividade e auxilia na definição de estratégias de como superá-los ou minimizá-los (ARGENTA et al., 2003).

Os mapas de produtividade podem ser produzidos usando um monitor na colhedora ou estimados a partir de imagens de SR. Os monitores de produtividade geralmente fornecem valores mais precisos da produtividade real, mas podem ser desafiadores em manter a calibração. Os mapas de produtividade a partir de imagens podem ser mais baratos e fáceis de produzir do que os dos monitores. No entanto, sua assertividade e resolução espacial (tamanho do pixel) são presumivelmente menores (OLSEN e HUSSEY, 2015).

O desenvolvimento de sistemas para o mapeamento da produtividade ocorreu desde 1984, quando um dos primeiros pesquisadores, John Schueller, estudou a aplicação de sensores em colhedoras de grãos, sendo que os primeiros monitores foram comercializados em meados da década de 1990 (COX, 2002). Desde então, pesquisas têm sido realizadas em outras culturas como a beterraba (EARL et al., 1996; WALTER et al., 1996; HENNENS et al., 2003), batata (SCHNEIDER et al. 1996), café (BALASTREIRE, 2001; SARTORI et al., 2002) entre outras.

O mapa de produtividade é um conjunto de pontos e cada ponto representa uma pequena porção da lavoura. O dado mais importante é a quantidade de grãos colhidos naquele determinado ponto, sendo que é necessário conhecer sua posição espacial (MOLIN, 2001). De acordo com Sulzbach (2002), o mapa de produtividade é a representação gráfica da quantidade do produto agrícola colhido a cada ponto georreferenciado da lavoura, possuindo como objetivo a determinação da variabilidade espacial da lavoura. Durante a colheita a produtividade local de

uma cultura pode ser expressa como uma função da taxa de fluxo de material dentro da colhedora, a velocidade em relação ao solo e a largura de corte (COX, 2002). Como a colheita da cana-de-açúcar é realizada em linha e geralmente só é colhida uma única fileira de cana-de-açúcar por vez, a largura de corte é constante. A velocidade de deslocamento da máquina é função do tempo, e pode ser obtida por radar (VANSICHEN e De BAERDEMAEKER, 1993), medição direta na roda (LEMNE, 1992) e com GPS (STOTT et al. 1993). Isso deixa o fluxo de material na máquina como a variável final necessária para medir a produtividade da cana-de-açúcar e de acordo com Cox (2002) esta variável é a que apresenta as maiores dificuldades para mensuração.

Monitores de produtividade necessitam de sensores que medem o fluxo de material em diferentes partes da colhedora. De acordo com Cox (2002) existem quatro maneiras para medir o fluxo de cana-de-açúcar na colhedora: (1) medir a potência do picador que utiliza a potência hidráulica necessária para cortar a cana-de-açúcar em rebolos, que pode ser usado como um indicador do fluxo mássico; (2) medição de potência do elevador, que utiliza a potência hidráulica necessária para elevar a cana-de-açúcar como um indicador do fluxo mássico; (3) medição volumétrica, que utiliza a distância de separação entre os rolos de alimentação do picador como um indicador volumétrico; (4) ou medição direta de massa que envolve a pesagem do fluxo de cana-de-açúcar através do elevador da máquina de colheita à medida que passa sobre uma plataforma de pesagem.

Jensen et al. (2012) testaram um monitor de produtividade de cana-de-açúcar composto por um conjunto de sensores que mediam diretamente a massa de cana-de-açúcar, através de células de carga instaladas no elevador, e indiretamente utilizando sensores de pressão hidráulica do picador, dos rolos do corte de base e do elevador. Também foi instalado um sensor optico no elevador e sensores para medir a abertura dos rolos alimentadores para estimar o volume de cana-de-açúcar. A figura 1 apresenta a localização dos sensores de acordo com cada tipo de medição em uma colhedora de cana-de-açúcar:

Figura 1. Colhedora de cana-de-açúcar com a localização dos diferentes pontos de sensoriamento que podem ser usados para gerar dados de fluxo de cana. Fonte: Adaptado de Jensen et al. (2012).

Durante a última década, um esforço considerável tem sido feito para o desenvolvimento de sistemas de monitoramento da produtividade para cana-de-açúcar (BRAMLEY, 2009). Segundo Quaderer e Cash (2015), apesar de cerca de dois bilhões de toneladas de cana-de-açúcar sendo produzidas ao nível mundial a cada ano, o monitoramento de sua produção ainda está na fase inicial. Segundo Jensen et al. (2012) várias abordagens diferentes foram tomadas para medir e prever a quantidade (toneladas ha^{-1}) de cana-de-açúcar a ser colhida de forma espacializada.

O Centro Nacional de Engenharia na Agricultura da Austrália trabalhou em um protótipo de monitor de produtividade utilizando técnicas diretas e indiretas para medir a produtividade na colhedora de cana-de-açúcar (COX et al., 1997). As técnicas diretas envolveram medições de massa e volume, enquanto as técnicas indiretas envolveram medições da demanda de potência. O sistema foi baseado na determinação da pressão hidráulica, variação do fluxo hidráulico e velocidade da máquina. Uma vez que a necessidade de energia do sistema de corte e elevador é uma função desses valores, eles correlacionaram estas leituras com o fluxo de massa colhida.

O fluxo de massa foi obtido indiretamente, e como as pressões hidráulicas são diretamente correlacionadas com o uso e desgaste dos componentes hidráulicos e viscosidade do fluido, não foi possível avaliar se as variações nos valores de produtividade foram devido ao conjunto hidráulico ou devido a variabilidade espacial da cultura (COX et al., 1997). O sensor de fluxo de massa consistia em uma plataforma de pesagem suportada por células de carga montadas na parte superior do elevador de transporte de cana da colhedora. Foram testadas numerosas variações de configurações da plataforma e da célula de carga. Além disso, eles usaram um acelerômetro e um inclinômetro para correção de erros. Após os testes de campo, a técnica final

selecionada foi a medição direta da massa. A patente resultante foi intitulada "Sensor de taxa de fluxo de massa para colhedoras de cana-de-açúcar", Patente Australiana No. 744047 (COX et al., 1999).

Pierossi e Hassuani (1997) com o objetivo de produzir um mapa de produtividade em cana-de-açúcar, realizaram estudos semelhante a Earl et al. (1996). Os autores montaram sobre quatro células de carga de compressão, uma caçamba de balança superior, permitindo a leitura da carga total da caçamba independente da distribuição desta em seu interior. Sistema semelhante foi montado por Wheeler et al. (1997), que instrumentaram um conjunto de transbordos com células de carga, GPS e um sistema de aquisição de dados.

Saraiva et al. (1999) desenvolveu um dispositivo dinâmico nas carregadoras de cana-de-açúcar inteira, com objetivo de obter a quantidade de cana-de-açúcar posta no caminhão. Durante os testes executados o sistema apresentou altas oscilações na coleta de dados da massa de cana ocorridas durante o movimento do braço mecânico da carregadora quando levantava o feixe de cana-de-açúcar para carregar no caminhão, fato explicado pelas perturbações e sobrecargas instantâneas no braço da carregadora. De acordo com os autores, caso o erro permanecesse constante, seria uma alternativa gerar um fator de correção e assim obter dados de peso para a geração de mapas de produtividade de cana-de-açúcar inteira.

Pierossi e Neves (2000) utilizaram um sistema experimental para mapear a produtividade de cana cortada. O sistema consistia de uma caixa montada sobre quatro células de carga instaladas em um caminhão. Os sinais das células de carga eram lidos e gravados por um coletor de dados localizado dentro da cabine do trator. Um sistema GPS com correção diferencial foi instalado na colhedora e os dados de posição eram enviados para um segundo coletor de dados dentro da cabine. Os dados em ambos os sistemas foram adquiridos em 1 Hz, armazenados em cartões de memória e depois transferidos para um computador para processamento. O sistema foi utilizado em dois pequenos campos de 1,8 ha e 1,4 ha e a produtividade variou de 20 a 140 t ha⁻¹.

Pagnano e Magalhães (2001) desenvolveram um sistema automático utilizando transdutores e células de carga para determinar a massa da cana e sensores para medir a velocidade da esteira do elevador quantificando diretamente o fluxo de massa em tempo real. Gravação de dados adicionados à informação fornecida pelo GPS auxiliou o desenvolvimento de um mapa digital da produtividade da área colhida. O sistema foi avaliado em laboratório e no campo. A margem de erro observada em testes laboratoriais, onde a massa de cana simulada foi constante, variou entre 0,70% e 2,71%, e nos ensaios onde utilizou variações de massa com valores conhecidos o erro foi entre 0,35% e 4,02%.

Wendt et al. (2001) desenvolveram um sistema para monitorar a produtividade utilizando uma combinação entre a pressão do cortador de base e a torção de uma placa de deflexão no elevador. O conjunto de detecção incluía um sensor de pressão acoplado ao motor do elevador para gerar o sinal detectado em resposta à pressão hidráulica aplicada ao motor, um sensor de torque do eixo de transmissão do elevador e um sensor de deflexão em uma placa de impacto instalada no final do elevador, que mede a força e o impacto dos rebolos de cana-de-açúcar que são jogados na saída do elevador. O sistema incluía um sistema de posicionamento e era capaz de gerar mapas espacializados de produtividade. Segundo os autores, o sistema também podia detectar áreas do campo onde nenhuma cana está crescendo com base em sinais de um sensor de pressão de corte de base.

Um sistema de monitoramento da produção de cana-de-açúcar composto por um sensor de produção (balança), um sistema de aquisição de dados e um GPS foi desenvolvido por Benjamin et al. (2001). Uma balança montada no piso do elevador tomou medidas instantâneas da massa de cana. Para cada ensaio foi utilizado um vagão de descarga equipado com um sistema de pesagem. Os experimentos foram realizados com diferentes níveis de maturação da cana, variedade, comprimento da linha/seção e taxa de fluxo. O sensor previu o peso real da cana colhida com um r^2 de 0,90 e um erro de 11,05%. A análise estatística dos dados indicou que diferentes variedades de cana-de-açúcar tiveram efeito sobre a produtividade, mas que a maturidade da cana, a distância percorrida durante as leituras e a vazão (induzida por duas velocidades de deslocamento diferentes do cortador), os erros percentuais individuais variaram de 0% a 33% e em 14 dos 118 testes estavam acima de 20%.

Hernandez et al. (2003) desenvolveram um sensor de fluxo de massa adaptado aos rolos de alimentação da colhedora usando um transmissor de deslocamento para medir a quantidade de massa entrando nos rolos. Abordagens do mapeamento de produtividade em cana-de-açúcar usando o índice de vegetação NDVI através de imagens de satélite também foram propostas por Lamparelli et al. (2003).

Molin et al. (2004) desenvolveram um procedimento para elaboração de mapas de produtividade para colheita com corte manual da cana-de-açúcar. Os autores instrumentaram três máquinas carregadoras com um receptor GPS em cada uma. As coordenadas foram coletadas no momento em que cada carregadora levantava o feixe de cana-de-açúcar para depositá-la no veículo de carga. A partir de então foram calculados a área representativa de cada garrada. O peso de cada garrada foi definido através do peso do veículo de carga dividido pelo número de garradas recebidas. De acordo com os autores a metodologia mostrou-se válida, proporcionando a elaboração de mapas de produtividade em colheita manual com queima prévia.

Mailander et al. (2010) desenvolveram uma balança para pesagem contínua da cana-de-açúcar à medida que ela estava sendo colhida. A placa de pesagem foi montada na parte superior do elevador e suportada por células de carga montadas em uma caixa de proteção ajustável. O sistema de aquisição de dados foi configurado para registrar medidas consecutivas com base em uma velocidade de transporte de $1,83 \text{ m s}^{-1}$. Os testes foram realizados com diferentes níveis de maturidade, variedade, comprimento da linha, e o peso medido do material foi comparado com um vagão de pesagem. Os resultados indicam que o sistema foi capaz de prever a produtividade da cana-de-açúcar (que é medido em peso) com um r^2 de 0,97. O erro médio para todas as leituras foi de 11%. De acordo com os autores o sistema mostrou estatisticamente que as leituras variaram de acordo com a produtividade e variedade, mas que a maturidade, o comprimento da seção e a taxa de fluxo não tiveram um efeito significativo nas leituras.

Um sistema para monitoramento da produtividade por fibra óptica utilizou uma abordagem tipo ciclo de trabalho com três sensores de fibra óptica montados no chão do elevador para estimar a produtividade da cana (PRICE et al., 2011). Os testes de campo demonstraram que houve uma relação linear entre o sensor ótico e a produtividade com r^2 de 0,98. O erro médio de predição observado em estimativas de 0,5 a 1,6 t foi de 7,5%. No entanto, a magnitude do erro diminuiu à medida que a área colhida aumentou, com um erro estimado de 0,03%. O teste de campo totalizou mais de 557 h de operação e indicou que o sistema era robusto, sem necessidade de manutenção e com autolimpeza, mas alguma obstrução dos sensores de fibra óptica ocorreu em solos molhados. Estas obstruções foram minimizadas ao deslocar a fibra óptica para mais perto do fundo do elevador, deixando furos em cada lado dos sensores para melhorar a limpeza.

À medida que mais monitores de produtividade são usados e os dados de produtividade de vários anos são acumulados, há uma necessidade crescente de técnicas de processamento e interpretação de dados (PING e DOBERMANN, 2005). Os dados do monitor de produtividade contêm fontes sistemáticas e aleatórias de variação de produtividade medida, incluindo a variabilidade mais estável da produtividade relacionada com o clima e características solo-paisagem, variabilidade da produtividade induzida pela gestão e erros de medição associados aos sensores (STAFFORD et al., 1996; LARK et al., 1997; BLACKMORE e MOORE, 1999; ARSLAN e COLVIN, 2002).

2.4. Eliminação de dados errôneos no conjunto de dados de produtividade

Segundo Moore (1998), os mapas de produtividade são elaborados a partir de dados coletados automaticamente e existe um número de erros sistemáticos introduzidos no conjunto de dados, sendo que apenas alguns desses erros são eliminados por determinados programas computacionais. Os principais erros que se propagam nos algoritmos de remoção de erros de mapeamento da produtividade são a largura de corte desconhecida, o tempo de enchimento da máquina, o erro de posicionamento do GPS, a distribuição do fluxo através de componentes de trilha e limpeza, as perdas de grãos e a calibração (BLACKMORE e MARSHALL, 1996).

Outros fatores que têm impacto na produtividade medida são o teor de umidade da colheita, variações de densidade dos grãos, mudanças de perfil de fluxo de grão, mudanças de velocidade sua mensuração, medidas de largura de corte e consequente área colhida, posicionamento e dinâmica de fluxo (PING e DOBERMANN, 2005). Moore (1998) define oito fontes de erros em um monitor: peso específico dos grãos, sensor de umidade, área medida, tempo de enchimento, tempo de retardo do fluxo na colhedora, erro de posicionamento e largura de corte.

A classificação dos erros possíveis de serem identificados em pós-processamento dos dados levanta aspectos importantes da caracterização dos erros, fornecendo bases para que, por processo de filtragem, os pontos considerados errôneos possam ser removidos para elevar o nível qualitativo da informação contida em mapas, qualquer que seja o monitor utilizado para a coleta de dados (MENEGATTI e MOLIN, 2003). Blackmore e Moore (1999) revisaram os erros e sua importância e explicaram como reduzir ou eliminar erros nos dados do mapa de produtividade.

Blackmore e Moore (1999) estudaram dois tipos de erros: aqueles que ocorrem quando a colheita tem uma largura real da plataforma muito pequena e aqueles que ocorrem quando a colhedora está colhendo no início de uma cabeceira da lavoura. Os autores propõem métodos computacionais para corrigir ou remover dados errôneos pelo uso de um “filtro especialista”, ou alternativamente uso de uma técnica de interpolação chamada mapeamento potencial. De acordo com os autores o uso do filtro especialista pode melhorar a qualidade geral dos dados de produtividade de grãos.

Menegatti e Molin (2003) desenvolveram uma rotina de filtragem para dados brutos de produtividade de grãos. Nos dados analisados foram encontrados erros de posicionamento, pontos com produtividade nula ou extrema, ausência de medida de umidade dos grãos, largura de plataforma incorretamente registrada pelo operador, dados inconsistentes durante o intervalo referente ao tempo de enchimento e de esvaziamento da colhedora nos inícios e finais de passadas e também dados discrepantes. De acordo com os autores a metodologia desenvolvida

para identificação de início e fim de passada de colheita é bastante confiável, permitindo a identificação de dados inconsistentes referentes ao tempo de enchimento e de esvaziamento da colhedora nos inícios e finais de passadas.

Sudduth e Drummond (2007) desenvolveram um programa chamado *Yield Editor* para simplificar o processo de aplicação de técnicas de filtragem para a detecção e remoção de valores atípicos de produtividade. O editor de dados de produtividade inclui uma vista de mapa dos dados, permitindo ao usuário interativamente avaliar os efeitos da filtragem. Além disso, o *Yield Editor* permite a seleção manual de pontos errados e regiões para investigação e possível supressão (SUDDUTH et al., 2012).

Em sua nova versão o *Yield Editor 2* automatiza essas e outras tarefas. A aplicação do *Yield Editor 2* é feita através de identificação e limpeza automatizada (*Automated Yield Cleaning Expert* - AYCE). A partir de valores dos parâmetros de entrada da limpeza definidos pelos autores, o modelo identifica os erros de posicionamento e de tempo de enchimento presentes no conjunto de dados de produtividade. O modelo faz análise dos dados através de métodos estatísticos para identificação de dados discrepantes. Caso os parâmetros iniciais não removam todos os dados errôneos o modelo automaticamente simula novos parâmetros de entrada da limpeza. Em um conjunto de cinquenta mapas de produtividade de grãos, a limpeza com o método AYCE não foi significativamente diferente da limpeza interativa por um usuário experiente ao examinar a produtividade média, o seu desvio padrão e o número de pontos de produtividade restante após a limpeza.

Spekken et al. (2013) desenvolveram um método capaz de identificar e filtrar pontos de dados genéricos por inconsistência de valores com dados próximos. O método identifica grupos de pontos dentro de um intervalo e recupera a variação de um valor alvo associado a estes, e um limite de variação define a adequação do ponto. Este método foi implementado em um aplicativo denominado MapFilter. Para a filtragem de dados de produtividade, ao comparar com procedimentos de filtragem usando limites superior e inferior, o método proposto foi eficaz na exclusão de pontos inconsistentes quando comparados com seus vizinhos e identificou diferentes tipos de erros como produtividade nula ou muito baixa, largura de plataforma e tempo de enchimento.

Lyle et al. (2014) identificam quatro tipos de erros de medição do mapeamento de produtividade: questões associadas à dinâmica da colhedora, medição de umidade e produtividade, precisão dos dados posicionais e erros causados pelo operador da colheita. Segundo os autores, os benefícios da aplicação de filtros se concentraram na remoção de variações de produção errôneas baseadas em estatísticas descritivas simples, na criação de

distribuições da produtividade que mostram maior normalidade e na diminuição da relação à variância e previsão de variância estimadas na interpolação de mapa de produtividade. Esses parâmetros devem acompanhar o mapa de produtividade interpolado para fornecer uma visão da confiabilidade das medidas coletadas e da eficácia das rotinas implementadas. Os autores sugerem a extensão da atual implementação rotineira de remoção de erros para um sistema automatizado de pós-processamento.

2.5. Estudo da variabilidade espacial

O conhecimento da variabilidade dos atributos no espaço e no tempo é considerado o princípio básico para a gestão localizada das áreas agrícolas (GREGO e VIEIRA, 2005). De acordo com Beckett e Webster (1971), tradicionalmente, a descrição da variabilidade das propriedades do solo tem sido descrita pelos métodos da estatística clássica, a qual assume que a variação das propriedades do solo dentro de unidades amostrais é não-correlacionada e que a média amostral é o melhor estimador de uma propriedade em qualquer local dentro da unidade amostral. O coeficiente de variação (CV) é o parâmetro mais utilizado pela estatística clássica para descrever a variabilidade de um conjunto de dados (MOTOMIYA, 2007).

Anterior a qualquer aplicação de estatísticas espaciais associadas à geostatística deve-se realizar a análise exploratória dos dados permitindo a observação da distribuição de frequência, padrões espaciais e contaminação por dados discrepantes, auxiliando na decisão das hipóteses que podem ser assumidas e ajudam na escolha da análise a ser desenvolvida (RIBEIRO JUNIOR, 1995). A análise exploratória pode também auxiliar na decisão do tipo de estacionaridade que pode ser assumida para realização da análise geoestatística (MOTOMIYA, 2007).

Para identificar a variabilidade espacial diversas ferramentas têm sido utilizadas, dentre elas destaca-se a geoestatística que é fundamentada na Teoria das Variáveis Regionalizadas (TVR) (WEBSTER e OLIVER, 2007). A teoria fundamental da geostatística é a esperança de que as amostras próximas no tempo e espaço sejam mais similares entre si do que as que estiverem mais distantes (ISAACS e SRIVASTAVA, 1989).

A aplicação da TVR assume que a semivariância entre quaisquer locais na região de estudo depende somente da distância e direção de separação das duas locações e não sobre sua localização geográfica (MOTOMIYA, 2007). Baseado nesta pressuposição, o semivariograma médio para cada vetor h (distância de separação entre amostras) pode ser estimado para um dado volume no espaço tridimensional. O valor do semivariograma experimental para uma distância

de separação h é estimado como a metade da diferença quadrática média entre o valor em $z(x_i)$ e o valor em $z(x_i + h)$, conforme a equação (1) proposta por Matheron (1965):

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

em que $\gamma(h)$ é o valor da semivariância experimental para a distância de separação h , $N(h)$ o número de pares de observações nessa distância de separação, e $z(x_i)$ e $z(x_i + h)$ representam duas observações quaisquer separadas pela distância h .

De acordo com Landim (1998) os semivariogramas (Figura 2) expressam o comportamento espacial da variável regionalizada e mostram o tamanho da zona de influência em torno de uma amostra, pois toda amostra cuja distância ao ponto a ser estimado for menor ou igual ao alcance, fornece informações sobre o ponto. O alcance (a) indica a distância a partir da qual as amostras passam a não possuir correlação espacial e a relação entre elas torna-se aleatória. O patamar ($C+Co$) indica o valor segundo o qual a função estabiliza-se aleatoriamente no campo, correspondente à distância “ a ”; mostra a variabilidade máxima entre pares de valores, isto é, a semivariância dos dados e, conseqüentemente, covariância nula e a continuidade, pela forma do semivariograma, em que para $h \cong 0$, $\gamma(h)$ já apresenta algum valor. Essa situação é conhecida como efeito pepita (Co) e pode ser atribuído a erros de medição ou ao fato de que os dados não foram coletados a intervalos suficientemente pequenos para mostrar o comportamento espacial subjacente do fenômeno em estudo.

Figura 2. Exemplo de um semivariograma experimental.

A partir da análise do semivariograma experimental é ajustado um modelo adequado (por exemplo: gaussiano, esférico ou exponencial), normalmente por mínimos quadrados

ponderados, e os parâmetros alcance, efeito pepita e patamar são então utilizados no procedimento de interpolação. A relação entre o efeito pepita e o patamar pode ser considerada para a avaliação da estrutura espacial dos dados (TRANGMAR et al., 1985). Cambardella et al. (1994) classificam o índice de dependência espacial (IDE) pela relação entre efeito pepita (Co) e o patamar (Co+C). Os autores classificam o IDE como forte dependência espacial ($IDE \leq 25\%$), moderada dependência espacial ($25\% < IDE < 75\%$) e fraca dependência espacial ($IDE \geq 75\%$). Numa abordagem mais recente, Zimback (2001) propôs a inversão dos fatores, ou seja, que a dependência espacial seja verificada pela relação entre a semivariância estrutural (C) e patamar (Co+C). Os autores classificaram a dependência espacial como fraca para valores $\leq 25\%$, entre 25% e 75%, moderada, e $\geq 75\%$ forte dependência espacial.

De acordo com Goovaerts (1997) quando há dependência espacial, os parâmetros do semivariograma são utilizados para estimar os valores em locais não amostrados. As técnicas de interpolação comumente usadas são a ponderação do inverso da distância e a krigagem (MOTOMIYA, 2007), e segundo o autor ambos os métodos estimam valores em locais não amostrados baseados na medição de valores de locais vizinhos com pesos determinados para cada medição.

A krigagem é entendida como uma série de técnicas de análise de regressão que procura minimizar a semivariância estimada valendo-se de um modelo prévio, levando em conta a dependência espacial entre as amostras, revelada pelo semivariograma (LOURENÇO e LANDIM, 2005). Segundo Vieira (2000), quanto maior o efeito pepita do semivariograma, menor será a variância da estimativa, ou, mais precisamente, quanto maior for a diferença do efeito pepita em relação ao patamar do semivariograma, maior a continuidade do fenômeno e maior a confiança que pode ter na estimativa. A diferença fundamental entre a krigagem e outros métodos de interpolação é a maneira como os pesos são atribuídos às diferentes amostras. Na krigagem, os pesos são determinados a partir de uma análise espacial, com base no semivariograma experimental. Além disso, a krigagem fornece estimativas não tendenciosas e com variância mínima (OLIVER e WEBSTER, 1990).

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Modelo de filtragem de dados

Para identificar presença de dados errôneos no arquivo gerado pelo monitor de colheita de cana-de-açúcar, um modelo composto por processos sequenciais foi utilizado (Figura 3). O princípio de funcionamento do modelo proposto é composto por três etapas principais: (1) identificação e eliminação de dados discrepantes (*outliers*) de todo o conjunto de dados; (2) identificação e eliminação de dados discrepantes utilizando somente dados de uma única fileira de cana-de-açúcar e; (3) comparação da variação de valores de produtividade com pontos vizinhos em pequenas distâncias dentro da mesma fileira.

Figura 3. Fluxograma geral do sistema de filtragem proposto neste trabalho.

O primeiro passo do processamento dos dados é a identificação e eliminação de pontos com coordenadas e valores de produtividade nulas. Em seguida identifica-se as coordenadas são geográficas ou métricas. Caso as coordenadas sejam geográficas, as mesmas serão convertidas em coordenadas UTM (Universal Transversa de Mercator), permitindo que os pontos sejam analisados em um plano 2D métrico regular facilitando o cálculo das distâncias entre eles. Como esta conversão limita conjuntos de coordenadas dentro de blocos/zonas (com alcance de 1000 por 1000 km), o modelo não tolera coordenadas que se dividam em blocos (zonas UTM) diferentes.

Após a exclusão de dados com valores nulos é realizada a identificação e eliminação de dados com valores de produtividade discrepantes. Nesta etapa, a partir de então, utiliza-se métodos estatísticos para identificação desses dados discrepantes. O método estatístico para identificação de dados discrepantes aqui utilizado segue a metodologia proposta por Tukey (1977), onde os limites superior e inferior são calculados partir dos quartis superior e inferior do conjunto de dados de acordo com as equações 2 e 3:

$$\text{LimI} = Q1 + AI \cdot \text{var} \quad (2)$$

$$\text{LimS} = Q3 + AI \cdot \text{var} \quad (3)$$

em que: LimI é o limite inferior e LimS é o limite superior, Q1 é o quartil inferior e Q3 é o quartil superior, AI é amplitude interquartil e var é a variação de AI informada pelo usuário. Amplitude interquartil de um conjunto de dados é uma medida da variabilidade ou dispersão dos dados; define-se como sendo a diferença entre o quartil superior e o quartil inferior (eq. 4):

$$AI = Q3 - Q1 \quad (4)$$

O algoritmo identifica todos os valores do conjunto de dados dentro dos limites calculados. Valores acima do LimS ou abaixo do LimI são considerados dados discrepante, e são excluídos do conjunto de dados. A próxima etapa é realizar a filtragem de valores discrepantes levando em conta somente dados de uma única fileira de cana-de-açúcar. Primeiramente é realizado a identificação das passadas da colhedora. Pela premissa de que as colhedoras de cana percorrem áreas no padrão ida e volta (JIN & TAG, 2010), a separação das passadas é feita pelo método modificado de Menegatti e Molin (2004) por meio da identificação dos extremos de uma passada.

Porém, neste caso, o modelo implementado percorre ponto a ponto os registros armazenados extraíndo o ângulo da direção de trabalho da máquina (na forma de um ângulo em graus). Este ângulo é calculado para um ponto anterior (P_{i-1}) ao ponto de referência (P_i) (ponto em análise) e ao ponto à frente ao ponto de referência (P_{i+1}) (Figura 4). O valor do ângulo entre estes três pontos é calculado por trigonometria. Quando o valor do ângulo calculado entre os dois pontos próximos for maior que o valor do ângulo informado pelo usuário, o algoritmo identifica o fim de uma passada e o próximo ponto indica o início da próxima passada da colhedora.

Figura 4. Identificação dos pontos para o cálculo do ângulo (α) utilizado para identificação dos extremos das passadas.

Após a identificação das passadas o modelo realiza a filtragem utilizando a mesma metodologia de identificação de dados discrepantes como descrita anteriormente na filtragem global utilizando as equações 2, 3 e 4. O método de filtragem na fileira local utiliza todos os valores de produtividade dentro da mesma fileira, onde são calculados os quartis Q1 e Q3 e consequentemente são calculados os limites superior e inferior. Dados do conjunto fora dos limites calculados são considerados errôneos e são excluídos do conjunto de dados.

Após a eliminação de dados discrepantes dentro de cada fileira, o modelo aplica uma filtragem local para os dados restantes utilizando uma modificação do método proposto por Spekken et al. (2013) (Figura 5). O método de filtragem local de dados espaciais desenvolvido permite identificar e eliminar os pontos que causam variação dentro de um determinado conjunto de pontos vizinhos e preservar pontos com valores consistentes. Os conjuntos de dados vizinhos identificados a uma distância constante dentro de uma única fileira, e um parâmetro estatístico é extraído.

Figura 5. Esquemas da filtragem de dados proposta por Spekken et al. (2013) (A) e a filtragem local proposta neste trabalho (B).

Nesse caso, o parâmetro estatístico extraído é a mediana. A mediana é uma medida comum das propriedades estatísticas de um conjunto de dados, uma vez que é fácil de calcular, simples de entender e fornece uma medida mais robusta na presença valores atípicos que a média.

A vantagem da mediana em relação à média é que a mediana pode dar uma ideia melhor de um valor típico pois não é tão distorcida por valores extremamente altos ou baixos. Todos os dados que se desviarem (acima ou abaixo) de um dado percentual desta mediana são considerados valores de produtividade discrepantes e são identificados para eliminação.

A eliminação de dados considerados errôneos pelo modelo de filtragem pode resultar em porções ao longo da fileira de cana-de-açúcar com baixa frequência de pontos ou mesmo com descontinuidade (elipses vermelhas na Figura 6a). No entanto, para fins de diagnósticos da variabilidade espacial das lavouras, a presença de pontos dentro da fileira de cana-de-açúcar é de extrema importância na resolução da informação final. Por isso, neste trabalho foi proposta uma metodologia de criação de pontos dentro das passadas como objetivo de estimar valores de produtividade em locais onde o algoritmo de filtragem removeu os pontos discrepantes (pontos vermelhos na Figura 6b). De modo que todas as passadas tenham o mínimo possível de espaços sem dados com valores de produtividade.

Figura 6. Locais onde o algoritmo de filtragem removeu os dados discrepantes (A); pontos estimados pelo modelo proposto (B).

Interpolação é uma técnica usualmente adotada para estimar valores desconhecidos de uma função a partir de valores conhecidos da mesma função. Isto é, é a criação de uma grade regular ou não, onde cada cruzamento de linhas (nodos) terá um valor determinado (SILVA et al., 2007). São vários os algoritmos e as técnicas usados no processo de interpolação.

A fim de estimar valores de produtividade em locais onde a filtragem removeu pontos com valores discrepantes, foi escolhido um modelo capaz de estimar valores utilizando somente valores de produtividade dos pontos próximos dentro de uma única passada, não utilizando valores de produtividade dos pontos coletados nas passadas vizinhas. O modelo matemático utilizado para interpolação dos valores de produtividade dentro da mesma passada da colhedora foi a interpolação pelo inverso da distância. A interpolação pelo inverso da distância (IDW) estima valores em locais sem amostragem como a média ponderada dos pontos de dados conhecidos dentro de um determinado número de vizinhos do

$$x_0 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \times d_i^{-w}}{\sum_{i=1}^n d_i^{-w}} \quad \text{local não mostrado (SCUDIERO et al., 2016):} \quad (5)$$

em que x_0 é o valor de produtividade a ser estimado, x_i é o valor conhecido no local i dentro da vizinhança de n pontos conhecidos, d é a distância de x_0 a x_i , e w (> 0) é o coeficiente de correção expoente IDW. Quando o valor w decresce, os pesos incorporados no cálculo do x_0 são distribuídos mais uniformemente entre n vizinhos. Ao contrário, com alto valor no expoente da ponderação, a estimativa de x_0 é determinada principalmente pelos valores vizinhos próximos de x_i (ROBINSON e METTERNICHT, 2006). A potência 2 é a mais utilizada em aplicações práticas. O interpolador com a potência 2 é um caso particular e é denominado de Inverso do Quadrado da Distância (IQD) (SILVA et al., 2007).

Para avaliar a densidade de pontos dentro da mesma passada da colhedora foi simulada a quantidade e distribuição de pontos ao longo de uma passada, em equivalência aos pontos gerados pelo monitor. A partir do conjunto de dados gerados a uma frequência de 1 Hz, sendo estes, remanescentes da filtragem, foram simuladas três diferentes quantidades de pontos distribuídos por metro linear. A variação do número de pontos foi simulada variando a frequência de aquisição de dados do monitor de produtividade, sendo simuladas frequências de 2Hz, 0,2Hz e 0,1Hz (um ponto a cada: 0,5s, 5s e 10s). Para a frequência de 2Hz foi criado um novo ponto entre dois pontos no conjunto de dados originais e o valor da produtividade foi estimado por interpolação linear. As demais frequências foram simuladas realizando a retirada de pontos do conjunto de dados originais. Para análise dos resultados realizou-se a estatística descritiva dos dados da simulação e dos dados originais e a partir de então foram gerados os mapas de produtividade utilizando o programa VESPER 1.6 (MINASNY et al., 2006).

Para validação do modelo de filtragem foi realizada uma comparação entre o arquivo gerado pelo sistema proposto com um arquivo gerado pela filtragem utilizando o método

proposto por Spekken et al. (2013) que está implementado em forma do software-aplicativo MapFilter. Os arquivos gerados pelos dois métodos foram analisados visualmente e correlacionados para explicar o quanto o modelo foi capaz de remover os dados errôneos gerados pelo monitor de produtividade.

Produziu-se a estatística descritiva e realizou-se a análise de dependência espacial para os dados, antes e depois do processo de filtragem, sendo comparados os parâmetros de ajuste dos modelos com a utilização dos variogramas gerados pelo programa VESPER 1.6 (MINASNY et al., 2006). Na seleção dos modelos dos variogramas foram considerados os menores valores de soma dos quadrados dos resíduos do ajuste dos modelos teóricos aos variogramas experimentais. O índice de dependência espacial (IDE) dos semivariogramas foi avaliado segundo os intervalos propostos por Cambardella et al. (1994).

Para a representação dos dados em mapas temáticos foi usado o método de krigagem com o uso do programa VESPER 1.6. Devido à alto número de pontos por área gerados pelo monitor produtividade de cana-de-açúcar foi testado um segundo método para geração de mapas de superfície denominado de Polígono de *Voronoi*. A ferramenta Polígono de *Voronoi* divide o campo em áreas menores, cada uma correspondendo à área de cobertura de um ponto, mantendo assim os valores originais de produtividade nos mapas gerados. Para isso utilizou-se de uma ferramenta de geometrias disponível no QGIS 2.14 (*Open Source Geospatial Foundation*, Beaverton, EUA). Foram comparados os dois métodos de geração de mapas de superfície com objetivo de verificar qual manteve valores de produtividade mais próximos dos dados originais.

3.2. Conjunto de dados

Para o teste do modelo utilizou-se quatro conjuntos de dados de produtividade gerados por colhedoras de cana-de-açúcar instrumentadas com diferentes monitores de produtividade. Os conjuntos de dados 1 e 2 (Figura 7a e 7b) foram gerados pelo monitor de produtividade 1, que registra a massa por meio de células de carga instalados no elevador da colhedora que mensuram a massa de cana-de-açúcar que passa pela esteira antes de serem lançados ao veículo de transbordo. Os dados foram registrados por este monitor a uma frequência de 0,5 Hz (1 pontos a cada 2 s). Os conjuntos de dados 3 e 4 (Figura 7c e 7d) foram gerados pelo monitor de produtividade 2. O sistema coletou os dados de produtividade a uma frequência de 1 Hz e a massa de cana-de-açúcar é medida também por células de cargas na instalados no elevador. Ambas as colhedoras operaram cortando uma fileira por passada.

Figura 7. Dados gerados pelo monitor de produtividade 1 à frequência de 0,5 Hz (A e B); dados gerados na frequência de 1 Hz pelo monitor de produtividade 2 (C e D).

As colhedoras realizam o corte, fracionamento, limpeza parcial e carregamento dos colmos diretamente nas unidades de transporte. O carregamento dos colmos colhidos é realizado por um conjunto de trator mais transbordo que percorre a área sincronizado ao lado da colhedora. Foram observados valores de produtividade discrepantes devido ao tempo de sincronismo entre o transbordo e a colhedora em dois momentos distintos. Para melhor entender os erros presentes nos dados coletados foi realizada uma análise visual de cada arquivo gerado.

Devido ao tempo de manobra da colhedora ser menor do que o tempo de manobra do conjunto de transbordo, a colhedora espera a chegada do transbordo na entrada da fileira de cana a ser cortada. Observou-se que em algumas situações iniciou-se a colheita na fileira de cana-de-açúcar antes mesmo do transbordo estar do lado da colhedora. O operador da colhedora manteve a esteira do elevador desligada, o que acarretou no acúmulo de cana-de-açúcar na base do elevador. O monitor de produtividade registrou valores de produtividade zero e nulos na

entrada do talhão devido à ausência de cana na esteira do elevador (onde se encontra o sensor de massa do monitor).

Quando houve a sincronização do transbordo com a colhedora, a esteira do elevador foi acionada, o que acarretou em um alto volume de cana na esteira e consequentemente ocorreram valores altos de produtividade registrados pelo monitor (Figura 8a). O registro da variação da produtividade dentro da passada da colhedora é verdadeira quando o fluxo de massa de cana-de-açúcar é estabilizado na esteira do elevador, como volume que estava armazenado na base do elevador ser totalmente removido. O tempo para o fluxo de massa estabilizar na esteira do elevador depende do tempo em que a esteira permaneceu desligada e da quantidade de massa que a colhedora recolheu.

Figura 8. Erros de valores de produtividade na entrada de uma nova passada da colhedora (o sentido das passadas da colhedora está representado por flechas em preto) (A) e durante a troca de transbordo (B).

Este mesmo erro pode ser encontrado no meio de uma passada da colhedora (Figura 8b). Isso ocorre quando há a troca do conjunto transbordo que está carregado com cana por um transbordo vazio durante a colheita, dentro do talhão. Nesta operação a colhedora espera a chegada de um novo transbordo para continuar a colheita na mesma fileira e em muitos casos, como no começo das passadas, a colhedora inicia a colheita antes mesmo da sincronia com o novo transbordo, o que acaba gerando o mesmo erro nos pontos registrados dentro da fileira. Na Figura 9 pode ser observada a variação nos valores de produtividade devido a estes erros. Foi caracterizado o tempo em que o elevador permaneceu desligado (TD) durante a colheita, o tempo que a esteira levou para estabilizar o fluxo de massa (TE) e o locais onde o monitor registrou a variação real da produtividade dentro da passada (VP).

Figura 9. Variação nos valores de produtividade em função do tempo de coleta de dados na entrada da passada da colhedora (A) e durante a troca de transbordos (B). VP – variação da produtividade; TD – tempo com o elevador desligado; TE – tempo de estabilização do volume de cana na esteira do elevador.

Foram encontrados erros que foram gerados pelo monitor devido a características construtivas e de seu funcionamento. Houve o registro de pontos somente com valores da posição gerados pelo receptor GNSS durante as manobras da colhedora (Figura 10a) e nas manobras de cabeceira do talhão (Figura 10b). Estes pontos contêm valores de produtividades zero ou nula e devem ser removidos do conjunto de dados. A geração deste erro pode ser evitada usando um sensor de velocidade no elevador fazendo com que o monitor não registre dados dos sensores de massa e do receptor GNSS quando a esteira do elevador estiver desligada.

Figura 10. Erros devido ao tempo de sincronismo transbordo-colhedora e registro de pontos contendo somente valores da posição durante a manobra na cabeceira (A) e dentro do talhão (B).

Os dados do sensor de massa instalados no elevador, juntamente com a densidade da cana-de-açúcar são usados pelo monitor de produtividade para obter a quantidade de cana-de-açúcar por unidade de tempo (kg s^{-1}), que relacionados com os dados de áreas percorrida pela colhedora fornecem a produtividade em kg ha^{-1} . Entretanto a densidade da cana-de-açúcar pode ser afetada por impurezas. O ajuste incorreto da altura e a má manutenção das facas de corte de base podem provocar o arranque da soqueira e uma quantidade de solo podem estar entrando

juntamente com a cana-de-açúcar na colhedora aumentando a massa do volume de cana-de-açúcar que passa pelo sensor.

Outro fator que influencia nos valores de massa de cana-de-açúcar colhida é a quantidade de palha, folhas e ponteiros. O ajuste na altura do cortador de ponteiros e na velocidade do extrator primário (mecanismo de limpeza) influencia diretamente na limpeza destas impurezas e consequentemente na massa de cana-de-açúcar que passa no sensor. A quantidade de palha e folhas e a altura da cultura na época da colheita podem variar de acordo com as características de cada cultivar. Os diferentes valores da massa decorrente dos fatores de regulação inadequada da colhedora exigem que uma aferição da massa colhida seja feita. Esta prática de aferição de massa colhida versus a massa estimada pelo monitor é denominada calibração e tem o objetivo de minimizar o erro na estimação de massa.

Na figura 11 observa-se onde o monitor gerou três faixas com valores de produtividades diferentes. Esta descontinuidade pode expressar a real variabilidade da lavoura ou pode ser uma variabilidade induzida pelo monitor. Este erro pode ser criado quando um conjunto de dados é gerado por vários monitores de produtividade com diferentes calibrações no mesmo talhão, cenário de colheita comum na área de cana-de-açúcar. Os dados de produtividade de colhedoras que trabalham próximo umas das outras podem variar amplamente se um ou mais dos monitores não estiver devidamente calibrado. Isso também pode ocorrer quando há calibrações distintas (defasadas) ou a não utilização da calibração no decorrer do tempo de colheita quando utilizando um único monitor de produtividade.

Figura 11. Diferentes variações em faixas dos valores de produtividade (A); visualização em perfil da variação da produtividade em relação as fileiras dentro do talhão (B).

A intensa variação da produtividade dentro do talhão pode ser visualizada com maior clareza na Figura 12, onde são demonstrados os valores de produtividade ao longo de uma passada da colhedora. Pode-se observar que há pontos de produtividade discrepantes (muito altos ou muito baixos) em uma pequena distância, o que mostra incoerência com a dependência espacial esperada da produtividade. A alta amplitude nos valores de produtividade é devido à

presença de ruído nos pontos de produtividade ou a presença de falhas na fileira de cana-de-açúcar, dado a ocorrência de valores elevados e muito baixos em sequência.

Figura 12. Variação de valores de produtividade dentro de uma passada para cada área em estudo.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Validação do modelo

Como esperado, a densidade de pontos nos arquivos gerados pela frequência de registro de dados de 0,5 Hz foi bem menor em relação à frequência de registro de dados de 1 Hz (Tabela 1). O monitor com frequência de coleta de 0,5 Hz registrou valores mínimos negativos (áreas 1 e 2), o que indica que há a presença de dados discrepantes no conjunto de dados. Tal ocorrência pode ser devido a características construtivas do sensor ou do sistema de coleta e registro de dados, ou ainda devido à calibração inconsistente. Já nas áreas 3 e 4 o valor mínimo de produtividade registrado foi zero. Valores de produtividade muitos altos são encontrados em todos os conjuntos de dados, o que indica a presença de dados discrepantes.

Tabela 1. Estatística descritiva dos dados de produtividade antes e após a filtragem.

Dados	n	n ha ⁻¹	Média	Mín.	Med.	Máx.	Desvio	Variância	CV (%)	Ass.	Cur.
ton ha ⁻¹											
Área 1											
OR	26877	1711,9	137,39	-42,84	130,76	1172,00	67,51	4558,21	49,14	1,57	9,78
FG*	25758	1640,6	130,74	0,26	128,46	266,94	53,52	2864,08	40,93	0,15	-0,37
FL*	15485	986,6	134,20	19,65	131,75	266,00	41,65	1735,04	31,04	0,25	-0,10
MF	17661	1124,9	134,64	31,38	132,59	300,51	39,28	1542,93	29,17	0,24	-0,04
Área 2											
OR	13255	1352,6	105,78	-11,76	95,95	1366,80	58,00	3363,77	54,83	3,98	39,26
FG*	12736	1299,6	98,82	0,00	94,32	204,90	37,43	1401,12	37,88	0,45	-0,14
FL*	8065	822,9	96,16	28,13	92,92	200,94	26,56	705,36	27,62	0,59	0,26
MF	7176	732,2	77,27	19,48	76,72	377,00	20,51	420,45	26,54	0,71	6,51
Área 3											
OR	17237	4788,1	243,60	0,00	201,50	35587,00	1251,30	1565721,40	513,69	21,81	524,61
FG*	12514	3476,1	221,79	4,70	213,10	546,30	45,15	2038,11	20,35	2,48	10,83
FL*	10835	3009,7	213,47	144,40	210,60	369,90	25,38	644,32	11,89	0,67	0,83
MF	13405	3723,6	146,94	0,00	195,90	304,50	99,55	9909,85	67,75	-0,70	-1,30
Área 4											
OR	62425	7175,3	250,60	0,00	184,90	28092,60	1135,30	1289003,10	453,02	15,79	281,30
FG*	42577	4893,9	222,94	41,70	210,60	798,40	80,93	6550,41	36,30	2,67	11,66
FL*	20756	2385,7	213,76	145,70	210,80	459,00	36,50	1332,61	17,08	0,87	2,50
MF	39676	4560,5	192,90	0,00	202,10	11250,00	110,00	12109,70	57,03	26,36	2577,29

n – número de pontos; Mín. – valor mínimo; Med. – valor da mediana; Máx. – valor máximo; Desvio - desvio padrão; CV – coeficiente de variação; Ass. – assimetria; Cur. – curtose. OR – dados originais; FG – dados remanescentes do filtro geral; FL – dados remanescentes do filtro local; MF – dados remanescentes da filtragem pelo programa MapFilter; * - filtragem proposta neste trabalho.

Os valores da assimetria e curtose sugerem que a distribuição da produtividade não é normal, o que indica que o valor médio da produtividade está sendo influenciado por valores de produtividade extremos. Os valores da mediana se afastam em relação aos valores da média aritmética e também os valores mínimos e máximos reforçam a observação de alta variabilidade, com valores muitos altos de coeficiente de variação (CV). Valores elevados de CV podem ser

considerados como os primeiros indicadores da existência de heterogeneidade nos dados (RIBEIRO JUNIOR, 1995; GOOVAERTS, 1997 e FROGBROOK et al., 2002). Cada conjunto de dados possui características distintas por isso os parâmetros de entrada no modelo de filtragem foram diferentes para cada arquivo (Tabela 2). Os parâmetros de entrada no modelo foram ajustados para a exclusão dos máximos pontos com valores de produtividade discrepantes sem haver a exclusão de pontos com valores de produtividade reais.

Tabela 2. Parâmetros de entrada no modelo de filtragem.

Área	Filtragem Global	Ângulo	Distância dos vizinhos	Filtragem local
	%**	graus	m	%***
1	116,0	100	30	30,0
2	118,0	110	40	35,0
3	142,0	120	30	30,0
4	40,6	110	25	15,0

**variação dos valores da amplitude interquartil (AI) da equação 2 e 3.

***variação dos valores da mediana.

Um número considerável de dados foi excluído mediante a aplicação da filtragem global nas áreas 3 e 4 (27,40% e 31,79% da quantidade total), ao contrário da área 1 e 2, que tiveram poucos dados excluídos nesta etapa de filtragem (4,15 % e 3,91 % da quantidade total). Como esperado, houve diminuição da amplitude e variância dos dados para ambos os conjuntos de dados, sendo também bem-sucedido na eliminação dos dados discrepantes. Entretanto, a filtragem global manteve valores altos de produtividade nas áreas 3 e 4. Observa-se que houve uma redução no valor médio para ambos os conjuntos de dados estudados.

A aplicação do filtro global mais o filtro local eliminou 66,35% dos dados na área 4. Já para os demais arquivos estudados a filtragem eliminou 42,38%, 39,15% e 37,14% dos dados respectivamente. Nas áreas 1 e 2 houve porcentagem maior de pontos eliminados na filtragem local em relação a filtragem global, o que indica que estes conjuntos de dados contêm variações muitos grandes nos valores de produtividade em pequenas distâncias dentro da mesma passada da colhedora. Na área 3 houve uma maior exclusão de dados na filtragem global, devido à grande quantidade de dados coletados pelo monitor durante as manobras de cabeceira. Isso indica que há uma menor variação dos valores de produtividade em pequenas distâncias dentro das mesmas fileiras de cana e que o monitor gerou uma quantidade mínima de dados discrepantes durante a colheita.

A aplicação de ambas as filtrações reduziu a amplitude dos dados, o que ocasionou na redução considerável dos valores de variância em relação aos dados originais para ambas as áreas. No histograma dos dados originais na Figura 13, observa-se uma distribuição anormal com assimetria. Com a eliminação de dados pelas filtrações realizadas há uma diminuição dos valores

de assimetria e curtose. A filtragem induziu os dados a uma distribuição normal, devido à remoção dos dados com valores de produtividade muito altos e muito baixos.

Figura 13. Histograma dos dados de produtividade originais (A) e dos dados remanescentes da filtragem (B).

A filtragem conseguiu eliminar os valores negativos de produtividade nas áreas 1 e 2. Observa-se que após o procedimento houve aumento nos valores mínimos de produtividade para todos os conjuntos de dados processados. Entretanto altos valores de produtividade ainda são encontrados no conjunto de dados das áreas 3 e 4. Estes valores não foram removidos pelo

algoritmo de filtragem e podem expressar a variação da produtividade da cultura dentro do talhão.

A variação da produtividade dentro do talhão depois da filtragem dos dados pode ser visualizada na Figura 14, onde um gráfico com valores remanescentes ao longo de uma passada é exibido. Diferentemente de dados de produção de grãos, na cana-de-açúcar podem-se observar falhas que ocorrem na implantação, com tendência crescente no decorrer das colheitas, onde ocorre produtividade nula ou quase nula. A filtragem global delimitou os limites de produtividade, enquanto a filtragem local identificou e removeu variações nos valores de produtividade em pequenas distâncias dentro da fileira de dados. Dados discrepantes de baixa e alta produtividade foram efetivamente excluídos para ambos os arquivos.

Figura 14. Comparação da variação da produtividade em relação a etapas de filtragem de dados.

Nas áreas 1 e 2 as duas metodologias de filtragem tiveram desempenho semelhantes, porém nas áreas 3 e 4 onde a quantidade de dados é maior a metodologia proposta reduziu a amplitude dos dados, manteve os valores médios e reduziu a variação dos valores de produtividade. Usando a metodologia desenvolvida por Spekken et al. (2013), nos conjuntos de dados da área 3 e 4, os valores mínimos e máximos foram mantidos, porém, ocorreu uma redução nos valores médios de produtividade e no coeficiente de variação.

Observa-se que na área 1 (Figura 15) a variabilidade da produtividade dentro do talhão foi semelhante após a filtragem, entretanto a amplitude dos valores no mapa após a filtragem é menor quando comparado ao mapa dos dados brutos. Comparando os dois métodos de filtragem, observa-se que ambos foram semelhantes caracterizando a variabilidade de regiões de alta produtividade dentro do talhão (elipse azul na Figura 15). A filtragem local proposta eliminou maior número de pontos nas regiões com alta produtividade (elipse vermelha na Figura 15), entretanto manteve pontos de produtividades baixas ao contrário do MapFilter que manteve maior número de pontos com valores de produtividades altas eliminando grande parte dos pontos com valores de produtividade baixa.

Figura 15. Mapas de pontos (superior) e interpolados (inferior) da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para a área 1.

Na área 2 a filtragem local proposta eliminou regiões de alta produtividade encontrada nas duas cabeceiras do talhão no mapa de dados originais (elipse vermelha na Figura 16) e caracterizou regiões de altas produtividade antes não visualizadas (elipse azul na Figura 16). A metodologia descrita por Spekken et al. (2013) manteve regiões de alta produtividade encontrada nas extremidades do talhão, em algumas regiões a metodologia identificou e eliminou todos os valores de produtividade baixas em regiões com produtividade elevadas (elipse preta na Figura 16c). Observa-se que a filtragem local proposta identificou e eliminou pequenas variações de produtividade em pequenas distâncias, no entanto, em regiões de alta produtividade manteve dados com valores de produtividade baixos (elipse preta na Figura 16b).

Figura 16. Mapas de pontos (superior) e interpolados (inferior) da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para a área 2.

Diferentemente dos talhões 1 e 2 onde as duas metodologias de filtragem tiveram resultados semelhantes, nos talhões 3 e 4 observou-se grande diferença no desempenho da filtragem. Observa-se na Figura 17 que a metodologia proposta eliminou os erros encontrados nas cabeceiras do talhão, caracterizando valores de produtividade altas (elipse preta Figura 17) antes não observados nos dados originais (Figura 17a). Isso se deve pelo fato de que a filtragem proposta não removeu todos os pontos gerados pelo monitor durante o tempo de estabilização da massa no elevador. A metodologia descrita por Spekken et al. (2013) manteve os pontos considerados errôneos eliminando os pontos com as variações reais de produtividade e eliminou dados com valores de produtividade baixos dentro do talhão. A metodologia proposta caracterizou regiões de baixa produtividade dentro das regiões de alta produtividade antes não vistas nos dados originais.

Figura 17. Mapas de pontos e interpolados da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para a área 3.

Utilizando a metodologia de Spekken et al. (2013) os dados com produtividades nulas (seta preta na Figura 18) foram mantidos, porém esta metodologia eliminou grande quantidade de pontos com valores de produtividade que expressam a variação da produtividade no talhão e manteve pontos com valores de produtividade discrepantes. A metodologia proposta eliminou dados com valores nulos (seta preta na Figura 18) caracterizando a variação de produtividade (regiões de produtividade altas e baixas) ao longo das passadas dentro do talhão e eliminou pontos com valores de produtividade discrepantes nas cabeceiras (elipse vermelha na Figura 18) caracterizando a variação de produtividade antes não vista no conjunto de dados original (Figura 18a).

Figura 18. Mapas de pontos e interpolados da variação de produtividade dos dados originais (A), dados remanescentes da filtragem proposta neste trabalho (B) e do MapFilter (C) para área 4.

A análise de geoestatística de cada conjunto de dados de produtividade mostrou dependência espacial moderada e forte nas áreas 1 e 2 para os conjuntos de dados originais (Tabela 3). Os semivariogramas experimentais isotrópicos indicam valores de efeito pepita relativamente elevado nos arquivos 1 e 2. Esse comportamento é esperado em lavouras de cana-de-açúcar, já que a produtividade pode variar sensivelmente em pequenas distâncias. Para os dados originais das áreas 3 e 4 não houve ajuste no semivariograma experimental, o que indica a ausência ou fraca dependência espacial dos dados originais.

Tabela 3. Parâmetros geoestatísticos dos semivariogramas experimental isotrópicos dos dados de produtividade originais e após a filtragem.

Área	Dados	Modelo	C ₀	C	A	RMSE	AIC	IDE	
1	OR	Gaussiano	4009,50	14009,50	1203,00	90,85	392,0	0,29	Moderado
	FG*	Exponencial	2416,40	3578,60	432,80	32,08	327,5	0,68	Moderado
	FL*	Esférico	1254,80	2059,70	496,40	25,11	312,3	0,61	Moderado
	MF	Esférico	929,10	2004,50	547,10	32,74	328,7	0,46	Moderado
2	OR	Gaussiano	2781,10	12781,10	808,00	933,90	536,5	0,22	Forte
	FG*	Gaussiano	1333,90	11333,90	2007,20	25,08	312,2	0,12	Forte
	FL*	Esférico	648,20	850,40	760,70	4,94	211,4	0,76	Fraco
	MF	Esférico	358,80	550,60	652,40	30,59	324,5	0,65	Moderado
3	OR	EPP	-	-	-	-	-	-	-
	FG*	Gaussiano	1459,30	11459,30	787,20	145,80	421,3	0,13	Forte
	FL*	Exponencial	336,30	659,60	29,61	53,39	359,1	0,51	Moderado
	MF	Exponencial	3836,10	13836,10	140,00	1349,30	559,3	0,28	Moderado
4	OR	EPP	-	-	-	-	-	-	-
	FG*	Gaussiano	5678,80	15678,80	1768,00	413,90	486	0,36	Moderado
	FL*	Gaussiano	1266,70	11266,70	5518,00	43,08	345,8	0,11	Forte
	MF	Gaussiano	8647,10	18647,10	2302,50	309,00	468,1	0,46	Moderado

C₀ - efeito pepita; C - patamar; A - alcance (m); IDE - índice de dependência espacial; EPP - efeito de pepita pura; RMSE - soma dos quadrados dos resíduos do ajuste; AIC - *akaike information criteria*; OR - dados originais; FG - dados remanescentes do filtro geral; FL - dados remanescentes do filtro local; MF - dados remanescentes da filtragem pelo programa MapFilter; * - filtragem proposta neste trabalho.

A dependência espacial existe quando há aumento da semivariância até determinada distância, denominada “alcance”, que é a distância dentro da qual as amostras encontram-se correlacionadas espacialmente. O valor do alcance após a filtragem dos dados foi de 495,40 m, 760,7 m e 29,71 m para as áreas 1, 2 e 3 respectivamente, o que demonstra uma variabilidade espacial a distâncias relativamente curtas nos talhões de cana-de-açúcar. Embora na área 4 o valor do alcance seja de 5518 m, o semivariograma (Apêndice A) mostrou uma forte dependência espacial. A eliminação de dados discrepantes levaria em um menor alcance (nas áreas 1, 2, 3) e maior dependência espacial dos dados em relação aos dados originais. Isto indica que a filtragem reduziu a variabilidade em distâncias curtas (menor efeito pepita), bem como o tamanho das zonas de variabilidade dentro do campo.

4.2. Densidade de pontos dentro da passada

Por meio da análise da estatística descritiva dos dados (Tabela 4) foi possível verificar que com a redução de dados não houve mudança nos valores da média, mínimo e máximo. No conjunto de dados com frequência de 2 Hz a amplitude dos valores de produtividade aumentou, tendo um valor menor de produtividade em relação aos demais arquivos. Isso indica que a maior frequência de aquisição de dados resulta em maior resolução da informação dentro da passada registrando valores em regiões onde usando frequência de registro menor não foi possível visualizar. Devido à maior amplitude nos dados na frequência 2 Hz houve aumento no valor do coeficiente de variação indicando maior variabilidade nos valores de produtividade. Nos demais arquivos não houve diferença sensível entre os valores do coeficiente de variação diminuindo a densidade de pontos coletados.

Tabela 4. Estatística descritiva dos conjuntos de dados de produtividade de acordo com a variação da frequência de registro pelo monitor de produtividade na área 3 (dados de 1 Hz são resultantes da metodologia de filtragem proposta).

Frequência	<i>n</i>	<i>n</i> ha ⁻¹	Média	Mín.	Med.	Máx.	Desvio	Variância	CV	Ass.	Cur.
			ton ha ⁻¹						(%)		
2 Hz	22098	6138,33	214,57	0,00	211,25	409,20	30,18	910,65	14,06	-0,43	8,95
1 Hz	10835	3009,72	213,47	144,40	210,60	369,90	25,38	644,32	11,89	0,67	0,83
0,5 Hz	2167	601,94	213,65	154,50	211,00	346,80	25,16	633,03	11,78	0,60	0,72
0,2 Hz	1084	301,11	214,08	156,60	211,00	346,80	25,00	625,17	11,68	0,68	1,18

n – número de pontos; Mín. – valor mínimo; Med. – valor da mediana; Máx. – valor máximo; Desvio – desvio padrão; CV – coeficiente de variação; Ass. – assimetria; Cur. – curtose.

A variação da produtividade em relação à frequência de aquisição de pontos pode ser melhor observada na Figura 19. Observou que a variação da produtividade em relação às frequências de 1 Hz e 2 Hz dentro da mesma passada foi semelhante, isso era esperado uma vez

que os dados de 2Hz foram simulados a partir da interpolação linear dos dados de 1Hz. Com a diminuição da frequência para 0,2 Hz observou-se que houve suavização na variação da produtividade dentro do talhão, porém ainda continua caracterizando a variabilidade da produtividade dentro da passada. Diminuindo a frequência para 0,1 Hz (um ponto a cada 10 segundos) os valores foram totalmente diferentes dos demais cenários nas diferentes frequências de aquisição de dados, descaracterizando a variação de produtividade dentro da passada.

Figura 19. Comparação da variação de produtividade em diferentes frequências de registro de dados dentro de uma mesma passada para a cultura da cana-de-açúcar.

Na Figura 20 nota-se que os dados com maior número de pontos mostram variabilidade mais detalhada da produtividade ao longo do talhão, identificando valores locais de produtividade baixa e alta em pequenas distâncias (elipse azul na Figura 20), enquanto os dados resultantes de frequências de aquisição mais altas demonstram a variabilidade do potencial produtivo do talhão. Observa-se que a frequência de aquisição de dados é de extrema importância para a caracterização da variação da produtividade em pequenas distâncias para cultura da cana-de-açúcar, pois as pequenas variações de produtividades dentro do talhão podem identificar locais com ausência de plantas na fileira (falhas) e um processamento destes dados pode fornecer dados georreferenciados para posteriores intervenções.

Figura 20. Mapas de produtividade gerados por diferentes frequências de registro de dados para a cultura da cana-de-açúcar. 2Hz (A); 1Hz (B); 0,5Hz (C); 0,2Hz (D) (continua).

Figura 20. (Continuação) Mapas de produtividade gerados por diferentes frequências de registro de dados para a cultura da cana-de-açúcar. 2Hz (A); 1Hz (B); 0,5Hz (C); 0,2Hz (D).

As frequências de 1 Hz, 0,5 Hz e 0,2 Hz tiveram ajustes do semivariogramas semelhantes (Tabela 5). De acordo com os critérios de classificação de Cambardella et al. (1994), ambos os conjuntos de dados tiveram dependência espacial moderada. Como esperado houve pequeno aumento nos valores do alcance com a frequência de aquisição menor. Entretanto observa-se que na frequência de 2 Hz houve aumento nos valores de efeito pepita, o que já era esperado, pois houve o aumento da variação em pequenas distâncias já que há número maior de pontos dentro da passada. Houve o aumento no valor do alcance ao contrário do que era esperado, já que um número maior de pontos dentro da passada aumentaria a resolução da variação dentro da passada diminuindo o valor do alcance.

Tabela 5. Parâmetros geoestatísticos dos dados de produtividade em diferentes frequências de aquisição de dados.

Frequência	Modelo	C ₀	C	A	RMSE	AIC	IDE	
2 Hz	Esférico	636,90	1495,60	754,30	94,36	394,40	0,43	Moderado
1 Hz	Exponencial	334,20	659,10	30,74	54,03	359,80	0,51	Moderado
0,5 Hz	Exponencial	337,00	654,50	33,78	51,95	357,40	0,51	Moderado
0,2 Hz	Exponencial	335,50	645,50	35,53	56,43	362,50	0,52	Moderado

C₀ - efeito pepita; C – patamar; A – alcance (m); IDE – índice de dependência espacial; EPP - efeito de pepita pura; RMSE - soma dos quadrados dos resíduos do ajuste; AIC - akaike information criteria.

4.3. Interpolação de dados dentro da fileira

O processo de filtragem removeu pontos dentro das passadas da colhedora deixando lugares grandes espaços entre os pontos (Figura 21a). No caso da cana-de-açúcar, em que os dados gerados pelo monitor de produtividade podem identificar locais onde há falhas e auxiliar na recomendação localizada de nutrientes para a manutenção da cana soca através da informação da extração de nutrientes gerados pelos valores de produtividade, os espaços sem pontos gerados pela remoção de dados errôneos deixam de mostrar pequenas variações dentro da fileira de cana-de-açúcar. A metodologia de interpolação proposta conseguiu criar pontos nos locais onde o processo de filtragem tinha removido os pontos errôneos (Figura 21b).

Figura 21. Conjunto de dados remanescentes da filtragem (A) e após a interpolação (B) onde os pontos vermelhos são os dados gerados pelo modelo proposto.

A variação da produtividade após à interpolação dos dados dentro da mesma passada da colhedora pode ser melhor observada na Figura 22. Observa-se que a interpolação foi capaz de estimar valores de produtividades em locais onde a filtragem eliminou os dados e em lugares onde não houve registro de dados dentro da fileira pelo monitor de produtividade dentro da passada.

Figura 22. Variação da produtividade após a interpolação dos pontos dentro da mesma passada.

Observa-se que o método de interpolação por krigagem elimina as variações de produtividade em pequenas distâncias (Figura 23a), suavizando a variação de produtividade dentro do talhão. Entretanto, ainda é possível visualizar regiões de alto e baixo potencial produtivo dentro do talhão. Já um mapa de superfície gerado pelo método de polígono de *Voronoi* é possível observar que as variações de produtividades em pequenas distâncias foram mantidas (Figura 23b). O polígono de *Voronoi* proporciona um maior detalhamento das variações de produtividade dentro de uma fileira da cana-de-açúcar, enquanto a krigagem caracteriza a variabilidade espacial das regiões com potencial produtivo diferente dentro do talhão.

Figura 23. Mapa de superfície gerados por uma grade regular com resolução de 0,5 metro usando o interpolador de krigagem (A) e usando a ferramenta de polígono de *Voronoi* (B).

Para todos os conjuntos de dados estudados, independentemente da frequência de registros de dados pelo monitor de produtividade a krigagem eliminou as pequenas variações de produtividade dentro de pequenas distâncias, enquanto o polígono de *Voronoi* manteve os valores de produtividade reais dos conjuntos de dados (Apêndice B). Cada método contém características diferentes. No caso da cana-de-açúcar, onde há variação de produtividade diferentes ao longo de

uma fileira e que a produtividade de cada fileira pode ser diferente dentro do talhão, o detalhamento dessas variações de produtividade pode expressar em diferentes resultados durante a tomada de decisões, bem como um maior retorno econômico para os próximos cultivos da cana soca.

5. CONCLUSÃO

O conjunto de dados gerados por diferentes tipos de monitor de produtividade demonstraram que é necessário o processamento para remoção de dados com valores de produtividade discrepantes. Estes dados com valores errôneos são gerados pelos monitores devidos suas características construtivas, pela forma de coleta e armazenamento dos dados e pela forma de realizar calibração do monitor. A metodologia proposta neste trabalho foi capaz de identificar e eliminar os dados errôneos dos conjuntos de dados analisados.

A metodologia de filtragem de dados considerando somente dados dentro de uma única passada da colhedora de cana-de-açúcar proporcionou a caracterização da variação de valores de produtividade em pequenas distâncias. Estas variações em pequenas distâncias fornecem informações necessárias para a investigação de presença de falhas e auxílio na tomada de decisões para realização da manutenção da cana soca para o próximo ano de cultivo.

A frequência em que os monitores de produtividade de cana-de-açúcar registram os dados influenciam diretamente na caracterização da variação da produtividade em pequenas distâncias, sendo que, quanto maior a frequência de registro de dados, menor distância entre dados e maior a resolução da informação dentro da passada. A metodologia de interpolação foi capaz de estimar valores de produtividade caracterizando a variação de produtividade nestes locais.

A criação de mapas através do método de interpolação de dados por krigagem elimina a variação da produtividade em pequenas distâncias, porém caracteriza a variabilidade do potencial produtivo do talhão. A utilização do método de geração de mapa de superfície por polígono de *Voronoi* manteve a informação real contida no conjunto de dados, caracterizando as variações de produtividade dentro das passadas da colhedora.

REFERÊNCIAS

- AGRAFNP (2012) *Agrianual e Anuário da Agricultura Brasileira* [Agrianual e Brazilian yearbook of agriculture] (482 pp.). São Paulo: FNP Consultoria e Comercio.
- Alvares, C. A., Oliveira, C. F., Valadão, F. T., Molin, J. P., Salvi, J. V., Fortes, C. (2008) Sensoriamento remoto no mapeamento de falhas de plantio em cana-de-açúcar. In: Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão 2008, 2008, Piracicaba. Anais do Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão 2008. Piracicaba: ESALQ/USP, p. 467-481.
- Amaral, L., Molin, J. P. (2014) The Effectiveness of Three Vegetation Indices Obtained from a Canopy Sensor in Identifying Sugarcane Response to Nitrogen. *Agronomy Journal* (Print), v. 106, p. 273-280.
- Amaral, L.R., Molin, J.P. (2011) Sensor óptico no auxílio à recomendação de adubação nitrogenada em cana-de-açúcar. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v. 16, n. 1, p 1633-1642.
- Anon (2005) Applications of apparent soil electrical conductivity in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture* 46, 1-10.
- Argenta, G., Sangoi, G., Silva, P. R. F. da, Rampazzo, C., Gracietti, L. C., Strieder, M., Forsthofer, E. L., Suhre, E. (2003) Potencial de rendimento de grãos de milho em dois ambientes e cinco sistemas de produção. *Scientia Agrícola*, Piracicaba, v.4, n. 1/2, p. 27-34.
- Arslan, S. and Colvin, T. S. (2002) Grain yield mapping: yield sensing, yield reconstruction, and errors. *Precision Agriculture* 3, 135–154.
- Atzberger, C. (2013) Advances in remote sensing of agriculture: Context description, existing operational monitoring systems and major information needs. *Remote Sens.* 5, 949–981.
- Aude, M. I. S. (1993) Estádios de desenvolvimento da cana-de-açúcar e suas relações com a produtividade. *Ciência Rural*, Santa Maria, v.23, n.2, p.241-248.
- Balastreire, L. A., Amaral, J.R., Leal, J.C.G. (2001) Agricultura de Precisão: Mapeamento da produtividade de uma cultura de café. <http://www.ciagri.usp.br/~leia/resucafe.htm>.
- Balastreire, L. A., Elias, A. I., Amaral, J. D. (1997) Agricultura de precisão: mapeamento da produtividade da cultura do milho. *Revista de Engenharia Rural*, 8, 97-111.
- Barni, N. A., Berlato, M. A., Bergamaschi, H., Riboldi, J. (1995) Rendimento máximo do girassol com base na radiação solar e temperatura: II. Produção de fitomassa e rendimento de grãos. *Pesquisa Agropecuária Gaúcha*, Porto Alegre, v. 1, n. 2, p. 201-216.

- Barros, F.F. (2008) A melhoria contínua no processo de plantio da cana-de-açúcar. 78 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piraciaba –SP.
- Beckett, P. H. T., Webster, R. (1971) Soil variability: a review. *Soils and Fertilizers*, Harpenden, v. 34, p 1-15.
- Benjamin, C.E. (2002) Sugar cane yield monitoring system. MSc thesis, Louisiana State University.
- Benjamin, C.E., Price, R.R., Mailander, M.P. (2001) Sugar cane yield monitoring system. ASAE Paper No. 011189. ASAE, St. Joseph MI.
- Bishop, T. F. A., Mcbratney, A. B. (2002) Creating field extent digital elevation models for precision agriculture. *Precision Agriculture*, Dordrecht, v.3, n.1, p.37-46.
- Blackmore, B. S. and Marshall, C. J. (1996) Yield mapping: errors and algorithms. In: *Precision Agriculture, Proceedings of the 3rd International Conference on Precision Agriculture*, edited by P. C. Robert, R. H. Rust and W. E. Larson (MN, USA), p. 403–416.
- Blackmore, B. S., Moore, M. (1999) Remedial correction of yield map data. *Precision Agriculture* 1, 53–66.
- Brambilla, W. P. (2013) Estudo da fisiologia de gemas laterais de cana-de-açúcar durante o armazenamento. 36 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Instituto Biociências de Botucatu.
- Bramley, R. G. V. (2007) Precision Agriculture: An avenue for profitable innovation in the Australian sugar industry, or technology we can do without. Precision agriculture options for the Australian sugarcane industry’. SRDC Technical Report, v. 3, n. 2007, p. 5-59.
- Bramley, R. G. V. (2009) Lessons from nearly 20 years of Precision agriculture research, development, and adoption as a guide to its appropriate application. *Crop and Pasture Science*, 60, 197–217.
- Bramley, R. G. V., Quabba, R. P. (2001) Opportunities for improving the management of sugarcane production through the adoption of precision agriculture: an Australian perspective. Mildura: Southern Precision Agriculture Association.
- Bramley, R.G.V., Cook S.E., McMahon G.G. (1997) Precision Agriculture - What can it offer the Australian sugar industry? Proceedings of a workshop held in Townsville. (CSIRO Land and Water: Townsville). ISBN 0 643 06048 0.
- Bramley, R.G.V., Trengove, S. (2013) Precision Agriculture in Australia: present status and recent developments. *Engenharia Agrícola*, 33, 575-588.

- Cambardella, C. A., Moorman, T. B., Nowak, J. M., Parkin, T. B., Karlen, D. L., Turco, R. F., Konopka, A. E. (1994) Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society American Journal*, v.58, p.1501-1511.
- Campos, M. C. C., Marques Júnior, J., Pereira, G. T., Souza, Z. M. de, Montanari, R. (2009) Planejamento agrícola e implantação de sistema de cultivo de cana-de-açúcar com auxílio de técnicas geoestatísticas. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 13(3), 297-304.
- Carlin, S. D., Silva, M. A., Perecin, D. (2004) Fatores que afetam a brotação inicial da cana-de-açúcar. *Revista Ceres, Viçosa*, v. 51, n. 296, p. 457-466.
- Casagrande, A.A. (1991) Tópicos de morfologia e fisiologia da cana-de-açúcar. Jaboticabal: Funep. 157p.
- Caseiro, D.A.P. (2014) Efeito do tráfico agrícola na produtividade da cultura de cana-de-açúcar (*Saccharum spp.*) nos espaçamentos 1,4 e 1,5 m. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu.
- Castro, P. R. C. (1999) Maturadores químicos em cana-de-açúcar. In: *Semana da cana-de-açúcar de Piracicaba*. Piracicaba. *Anais Saccharum*, v. 1, p. 12-16.
- Cattle, S.R., Meakin, S.N., Ruzskowski, O., Cameron, R.G. (2003) Using radiometric data to identify Aeolian dust additions to topsoil of the Hillston district, western NSW. *Aust. J. Soil Res.* 41, 1439–1456.
- Cavalcante, D.S. (2011) Estudos com sensores para a mensuração de falhas nas fileiras de cana-de-açúcar (*Saccharum SSP.*). 75p. Dissertação (Mestrado) Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba.
- CONAB (2016) Acompanhamento de safra brasileira: cana-de-açúcar. Quarto levantamento, Brasília: Conab, 18.p.
- Cook, S. E., Bramley R. G. V. (1998) Precision agriculture - Opportunities, benefits and pitfalls. *Australian Journal of Experimental Agriculture*. v. 38, 753-763.
- Corwin, D.L., Plant, R.E., (2005) Applications of apparent electrical conductivity in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*. 46, 1–10.
- Cox, G. J., Harris, H. D., Cox, D. R., Bakker, D. M., Pax, R. A., Zillman, S. R. (1999) Mass Flow Rate For Sugar Cane Harvesters. Australian Patent No. 744047.
- Cox, G., Harris, H., Pac, R. (1997) Development and testing of prototype yield mapping system. In: *Proceedings of Australian Society of Sugar Cane Technologists*.
- Cox, G.J. (2002) A yield mapping system for sugar cane chopper harvesters. PhD thesis, University of Southern Queensland.

- Demattê, J. A. M., Demattê, J. L. I., Alves, E. R., Negrão, R., Morelli, J. L. (2014) Precision agriculture for sugarcane management: a strategy applied for brazilian conditions. *Acta Scientiarum. Agronomy*, 36(1), 111-117.
- Dinardo-Miranda, L. L., Vasconcelos, A. C. M., Landell, M.A.G. (2010) *Cana-de-açúcar*. Campinas: Instituto Agronômico, 882p.
- Diola, V., Santos, F. (2010) Fisiologia. In: Santos, F., Borém, A., Caldas, C. (Eds.) *Cana-de-açúcar: Bioenergia, açúcar e álcool – Tecnologias e perspectivas*. Viçosa. 577 p.
- Earl R; Wheeler P N, Blackmore B S, Godwin R J (1996) Precision farming—the management of variability. *The Journal of the Institution of Agricultural Engineers*, 51(4), 18–23
- Esquerdo, J. C. D. M. (2002) Adaptação de um pulverizador convencional para a aplicação localizada de defensivos agrícolas, 98p. Dissertação (Mestrado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.
- FAO. (2011) Faostat, Food and Agriculture Organization. Available at: <http://faostat.fao.org>. Acessado em fevereiro de 2017.
- Ferraz, M. N. (2015) Uso de espectrometria para investigação da qualidade da cana-de-açúcar em campo. Dissertação de Mestrado, Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo, Piracicaba.
- Fleming, K. L., Westfall, D. G., Wiens, D. W., & Brodahl, M. C. (2000). Evaluating farmer defined management zone maps for variable rate fertilizer application. *Precision Agriculture*, 2(2), 201-215.
- Frasson, F. R., Salvi, J. V., Povh, F. P., Molin, J. P., Motomiya, A. V. A. (2007) Quantificação de falhas de plantio em cana-de-açúcar utilizando um sensor ótico ativo. In: *Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR)*, 13, 2007, Florianópolis. São José dos Campos: INPE. Artigos, p. 197-203.
- Frogbrook, Z. L., Oliver, M. A., Salahi, M., & Ellis, R. H. (2002) Exploring the spatial relations between cereal yield and soil chemical properties and the implications for sampling. *Soil Use and Management*, 18(1), 1-9.
- Gimenez, L. M., Molin, J. P. (2000). Desenvolvimento de um algoritmo para redução de erros em mapas de rendimento obtidos em agricultura de precisão. In *Congresso e Mostra de Agroinformática*, I.
- Goovaerts, P. (1997) *Geostatistics for natural resources evaluation*. New York: Oxford University Press, 483 p.
- Grego, C. R., Vieira, S. R. (2005) Variabilidade espacial de propriedades físicas do solo em uma parcela experimental. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, 29(2), 169-177.

- Haboudane, D., J.R. Miller, N. Tremblay, P.J. Zarco-Tejada, and L. Dextraze. (2002) Integration of hyperspectral vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture. *Remote Sens. Environ.* 81(2–3):416–426.
- Harris, H.D., Cox, G.J. (1997) Yield mapping - current capabilities in yield mapping for sugarcane. Are these limiting to the introduction of PA to the sugar industry? In: Bramley, R.G.V., Cook, S.E and McMahon, G.G. ed. *Precision Agriculture-What can it offer the Australian sugar industry?* Proceedings of a workshop held in Townsville. CSIRO Land and Water, Townsville, 3541.
- Hedley, C.B., Yule, I.J., Eastwood, C.R., Shepherd, T.G., Arnold, G., (2004) Rapid identification of soil textural and management zones using electromagnetic induction sensing of soils. *Aust. J. Soil Res.* 42, 389–400.
- Hennens, D., Baert, J., Broos, B., Ramon, H., De Baerdemaeker, J. (2003) Development of a flow model for the design of a momentum type beet mass flow sensor. *Biosystems Engineering*, 85(4), 425–436.
- Hernandez, B., Fernandez, F., Ponce, E., Quintana, L., Esquivel, M., Rodriguez, J.J. (2003) Sugarcane yield mapping from the harvester biomass input flux. p. 433-4. In: WERNER, A., JAEFE, A. (ed.) *Programme book of the joint conference of ECPA-ECPLF*. Wageningen Academic Publishers, Amstelveen.
- Inamasu, R. Y., Sousa, R. V., Porto, A. J. V., Fortes, C. Luchiari, A., Schepers, J. S., Shanahan, J. F., Francis, D. D. (2006) Acesso ao estado nutricional da cana-de-açúcar por meio de sensor ativo de refletância. In 2º Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão, Anais: Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão, São Pedro, SP.
- Isaaks, E. H., Srivastava, M. (1998) *An introduction to applied geostatistics*. New York: Oxford University Press, 600 p.
- Jadoski, C. J., Toppa, E. V. B., Julianetti, A., Hulshof, T., Ono, E. O., Rodrigues, J. D. (2010) Fisiologia do desenvolvimento do estágio vegetativo da cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum* L.). *Pesquisa Aplicada e Agrotecnologia*, v.3, p.169-176.
- Jensen, T. A., Baillie, C., Bramley, R. G. V., Panitz, J. H., Schroeder, B. L. (2012) An assessment of sugarcane yield monitoring concepts and techniques from commercial yield monitoring systems. *Proceedings of the Australian Society of Sugar Cane Technologists*. v. 34.
- Jin, J., Tang, L. (2010) Optimal coverage path planning for arable farming on 2D surfaces. *Transactions of the ASABE*, v. 53, n. 1, p. 283.
- Khosla, R., Inmann, D., Westfall, D. G., Reich, R. M., Frasier, M., Mzuku, M., Koch, B., Hornung, A. (2008) A synthesis of multi-disciplinary research in precision agriculture: site-

- specific management zones in the semi-arid western Great Plains of the USA. *Precision Agriculture*, Dordrecht, v.9, n. 1, p. 85-100.
- Kingwell, R., Fuchsbichler, A. (2011) The whole-farm benefits of controlled traffic farming: An Australian appraisal. *Agricultural Systems*, 104(7), 513-521.
- Kitchen, N.R., Drummond, S.T., Lund, E.D., Sudduth, K.A., Buchleiter, G.W., (2003) Soil electrical conductivity and topography related to yield for three contrasting soil–crop systems. *Agronomy Journal*, 95, 483–495.
- Krutman, S. (1966) Do grande período de variedades de cana. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*. Brasília, v. 11, p. 395-400.
- Lamparelli, R.A.C., Rocha, J.V., Machado, H.M., And Zullo Jr, J. (2003) Using NDVI as a support to sugar cane yield estimates. p. 471-2. In: WERNER, A. and JAEFE, A. (ed.) *Programme book of the joint conference of ECPA-ECPLF*. Wageningen Academic Publishers, Amstelveen.
- Landim, P. M. B. (1998) *Análise estatística de dados geológicos*. São Paulo: UNESP, 226 p.
- Lark, R. M., Bolam, H. C. and Stafford, J. V. (1997) Limits to the spatial resolution of yield mapping systems for combinable crops. *Journal of Agricultural Engineering Research* 66, 183–193.
- Lemne, K. (1992) Technology for yield variability measurement, ASAE Paper No. 92-1543, ASAE, St Joseph, MI.
- Loonstra, E.H., Van Egmond, F.M., (2009) On-the-go measurement of soil gamma radiation. In: van Henten, E.J., Goense, D., Lokhorst, C. (Eds.), *Precision Agriculture 09. Proceedings of the 7th European Conference on Precision Agriculture*, 6–8 July, Wageningen, the Netherlands, pp. 415–422.
- Lourenço, R. W., Landim, P. M. B. (2005) Public health risk maps using geostatistical methods. *Cadernos de Saúde Pública*, 21(1), 150-160.
- Lyle, G., Bryan, B. A., Ostendorf, B. (2014) Post-processing methods to eliminate erroneous grain yield measurements: review and directions for future development. *Precision agriculture*, v. 15(4), p. 377-402.
- Magalhães, A. C. N. (1987) Ecofisiologia da cana-de-açúcar: aspectos do metabolismo do carbono na planta. In Castro, P. R. C., Ferreira, S. O., Yamada, T. (Ed.). *Ecofisiologia da produção agrícola*. Piracicaba: Potafós, p 113-118.
- Magalhães, P.S.G., Cerri, D.G.P. (2007) Yield monitoring of sugar cane. *Biosystems Engineering*, London, v. 96, n. 1, p. 1-6.

- Mailander, M., Benjamin, C., Price, R., Hall, S. (2010) Sugar cane yield monitoring system. *Applied Engineering in Agriculture*, 26(6), 965.
- Mallarino, A.P., Mazhar, U.H., Wittry, D., Bermudez, M. (2001) Variation in soybean response to early season foliar fertilization among and within fields. *Agronomy Journal*, Madison, v.93, n.6, p.1.220-1.226.
- Mann, K. K., Schumann, A. W., Obreza, T. A., Harris, W. G., Shukla, S. (2010) Spatial variability of soil physical properties affecting Florida citrus production. *Soil Science*, v.175, p.487-499.
- Marchiori, L. F. S. (2004) Influência da época de plantio e corte na produtividade da cana-de-açúcar. Tese (Doutorado), Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba.
- Marques, T. A., Serra, G. E., Marques, P. A. A. (2006) Desenvolvimento de um programa computacional para implantação econômica de lavouras canavieiras. *Revista brasileira engenharia agrícola e ambiental*, Campina Grande, v. 10, n. 2, p. 289-293.
- Maselli, F., Conese, C., Petkov, L., Gilabert, M. A. (1993) Environmental monitoring and crop forecasting in the Sahel through the use of NOAA NDVI data. A case study: Niger 1986-1989. *International Journal of Remote Sensing* 14: 3471-3487.
- Matheron, G. (1965) Les variables régionalisées and leur estimation. Masson, Paris, 305 pp.
- Matsuoka, S., Arizono, H., Bassinello, A. I., Gheller, A. C. A., Hoffmann, H. P., Matsuda, Y. (1995) Variedades superprecoces de cana-de-açúcar. *Álcool & Açúcar*, São Paulo, v.15, n.78, p.22-29.
- McBratney, A.B., Minasny, B., Whelan, B.M. (2005) Obtaining ‘useful’ high-resolution soil data from proximally-sensed electrical conductivity/resistivity (PSEC/R) surveys. In: Stafford, J.V. (Ed.), *Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*. Wageningen Academic Publishers, The Netherlands, pp. 503–510.
- Menegatti, L. A. A., Molin, J. P. (2003) Metodologia para identificação e caracterização de erros em mapas de produtividade. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.7, n.2, p.367-374.
- Menegatti, L. A. A., Molin, J. P. (2004) Remoção de erros em mapas de produtividade via filtragem de dados brutos. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v.8, p.126-134.
- Menegatti, L. A. A., Molin, J. P., Góes, S. L., Korndorfer, G. H., Soares, R. A. B., Lima, E. A. (2006) Benefícios econômicos e agrônômicos da adoção de agricultura de precisão em usinas de açúcar. In: *Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão 2006*, São Pedro. Anais do Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão - ConBAP 2006. Piracicaba: USP/ESALQ.

- Miller, R.O., Pettygrove, S., Denison, R.F., Jackson, L., Cahn, M., Plant, R., Kearny, T., (1999) Site-specific relationships among flag leaf nitrogen, SPAD meter values and grain protein in irrigated wheat. In: Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture. American Society of Agronomy, Madison, WI, pp. 113–122.
- Minasny, B.; Mcbratney, A. B.; Whelan, B. M. (2006) Vesper version 1.6. Sidney: Australian Centre for Precision Agriculture, McMillan Building A05, The University of Sydney, NSW.
- Missio, C. (2016) Qualidade do plantio mecanizado de cana-de-açúcar. Dissertação (Mestrado em Engenharia agrícola). Universidade Federal da Grande Dourados. Dourados, MS: UFGD. 51f.
- Molin J.P., Menegatti, L.A.A. (2004) Field-testing of a sugar cane yield monitor in Brazil. Paper presented to 2003 ASAE Annual International Meeting, Las Vegas USA, 27–30 July 2003.
- Molin, J. P. (2008) Agricultura de precisão em cana-de-açúcar é mais do que uma realidade. ESALQ, USP. Revista Coplana.
- Molin, J. P., Fontana, R. V., Guimaraes, F. R., Costa, M. B. (2004) Elaboração de mapa de produtividades de cana-de-açúcar em corte manual com queima prévia. Anais do Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão ConBAP. ESALQ/USP. p. 1-7.
- Molin, J. P., Veiga, S. J. P., Cavalcante, D.S. (2014) Measuring And Mapping Sugarcane Gaps. In: 12th International Conference on Precision Agriculture, 2014, Sacramento. Proceedings of the 12th International Conference on Precision Agriculture. Monticello: ISPA.
- Molin, J.P. (2001) Agricultura de precisão: o gerenciamento da variabilidade. Piracicaba: O Autor, 83p.
- Molin, J.P., Frasson, F.R., Amaral, L.R., Povh, F.P., Salvi, J.V. (2010) Capacidade de um sensor ótico em quantificar a resposta da cana-de-açúcar a doses de nitrogênio. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v. 14, n. 12, p. 1345– 1349.
- Monquero, P. A., Amaral, L. R., Binha, D. P., Silva, P. V., Silva, A. C., Martins, F. R. A. (2008) Mapas de infestação de plantas daninhas em diferentes sistemas de colheita da cana-de-açúcar. Planta Daninha, 26(1), 47-55.
- Montanari, R., Souza, G. S. A., Pereira, G. T., Marques Jr. J., Siqueira, D. S., Siqueira, G. M. (2012) The use of scaled semivariograms to plan soil sampling in sugarcane fields. Precision Agriculture v. 13, n. 5, p. 542-552.
- Moore, M. (1998) An investigation into the accuracy of yield maps and their subsequent use in crop management. 379p. Thesis (Ph.D.) - Cranfield University, Warwick.

- Motomiya, A. V. de A. (2007) Diagnóstico para o gerenciamento localizado da cultura do algodoeiro. 76 p. Tese (Doutorado) Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz. Piracicaba –SP.
- Mullan, D. (2013) Spectral Radiometry. In: M.P. Reynolds, A. Pask and D. Mullan, Physiological Breeding I: Interdisciplinary Approaches to Improve Crop Adaptation. CIMMYT, INT., Mexico, D.F.
- Oliver, M. A., Webster, R. (1990) Kriging: a method of interpolation for geographical information systems. *International Journal of Geographical Information System*, 4(3), 313-332.
- Olsen, S., Hussey, B. (2015). Precision Agriculture for the sugarcane industry.
- Pacca, S.; Moreira, J. R. (2009) Historical carbon budget of the Brazilian ethanol program. *Energy Policy*, 37(11), p. 4863-4873.
- Pagnano, N.B., Magalhaes, P.S.G. (2001) Sugarcane yield measurement. In 'ECPA 2001 – 3rd European Conference on Precision Agriculture' Vol 2. Montpellier, France, 18–20 June 2001. (Eds S Blackmore, G Grenier) pp. 839–843. (Agro Montpellier, Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier: Montpellier, France.
- Pierossi, M. A., Hassuani, S. J. (1997) Caçamba instrumentada para pesagem de cana picada. Em: Seminário Copersucar de Tecnologia Agrônômica, Piracicaba, Brasil, Copersucar, p. 263-265.
- Pierossi, M. A., Neves, J. L. M. (2000) Mapeamento de produtividade de cana-de-açúcar. In: BALASTREIRE, L.A. O estado da arte da agricultura de precisão no Brasil. Piracicaba: O autor. p. 124-128.
- Ping, J. L., Dobermann, A. (2005) Processing of Yield Map Data. *Precision Agriculture*, 6, 193–212.
- Plana, R., Domini, M. E., Espinosa, R. (1987) Influencia de las precipitaciones y la temperatura sobre la brotadura de dos variedades de caña de azucar (*Saccharum sp* híbrido) plantadas em diferentes meses. *Cultivos Tropicales*. V.9, n.3, p. 19-24.
- Portz, G., Molin, J.P., Jasper, J. (2011) Active crop sensor to detect variability os nitrogen supply and biomass on sugarcane fields. *Precision Agriculture*, Dordrecht, v. 13, n. 1, p. 33-44.
- Price, R. R., Johnson, R. M., Viator, R. P., Larsen, J., Peters, A. (2011) Fiber optic yield monitor for a sugarcane harvester. *Trans. ASABE*. 54 (1), 31–39.
- Quaderer, J. G., & Cash, M. F. (2015). Sugar cane yield mapping. U.S. Patent No. 8,955,402. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.

- Rezende Sobrinho, E. A. (2000) Comportamento de variedades de cana-de-açúcar em Latossolo Roxo, na região de Ribeirão Preto-SP. 85p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal.
- Ribeiro Junior, P. J. (1995) Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo. Métodos geoestatísticos no estudo da variabilidade espacial de parâmetros do solo.
- Robinson, T., Metternicht, G., (2006) Testing the performance of spatial interpolation techniques for mapping soil properties. *Computers and Electronics in Agriculture*. 50, 97–108.
- Rocha, A. M. C. (1984) Emergência, perfilhamento e produção da cana-de-açúcar (*Saccharum spp.*) em função das épocas de plantio no estado de São Paulo. Piracicaba. 138p. Dissertação (Mestrado) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- Rodrigues, J. D. (1995) Fisiologia da cana-de-açúcar. Botucatu: Instituto de Biociência, 101 p.
- Roque, A.A. De O., Souza, Z.M., Barbosa, R.S., Souza, G.S. (2010) Controle de tráfego agrícola e atributos físicos do solo em área cultivada com cana-de-açúcar. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v. 45, n. 7, p. 744-750.
- Salviano, A.A.C., Vieira, S.R., Sparovek, G. (1998) Variabilidade de atributos de solo e de *Crotalaria juncea* em área severamente erodida. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*, v. 22, n.1, p.115-122.
- Sanchez, R. B., Marques Júnior, J., Pereira, G. T., Baracat Neto, J., Siqueira, D. S., & Souza, Z. M. de. (2012) Mapping the relief forms to estimate the fertilization expenses in sugarcane. *Engenharia Agrícola*, 32(2), 280-292.
- Saraiva, A. M., Santana, J. L., Hirakawa, A. R., Cugnasca, C. E., Pierossi, M. A., Hassuani, S. J. (1999) Yield mapping of sugar cane: dynamic weighing on grab loader. In: 2nd European Conference on Precision Agriculture Odense Congress Center, Denmark. p. 11-15.
- Sartori, S., Fava, J. F. M., Domingues, E. L., Ribeiro Filho, A. C., Shiraisi, S. E. (2002) Mapping the spatial variability of coffee yield with mechanical harvester. *Proceedings of the World Congress of Computers in Agriculture and Nature Resources*, ASAE, p.196-200.
- Schepers, A. R., Shanahan, J. F., Liebig, M. A., Sherpers, J. S., Johnson, S. H., Luchiari, A. (2004) Appropriateness of management zones for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years. *Agronomy Journal*, v. 96, n. 1, p. 195.
- Schneider, C. F., Schulz, D. G., Lima, P. R., Júnior, A. C. G. (2013) Formas de gestão e aplicação de resíduos da cana-de-açúcar visando redução de impactos ambientais. *Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável*, 7(5), 08-17.

- Schneider, S., Boydston, R., Han, S., Evans, R., & Campbell, R. (1996) Mapping of potato yield and quality. In European Conference on Precision Agriculture Proceedings.
- Scudiero, E., Corwin, D. L., Morari, F., Anderson, R. G., Skaggs, T. H. (2016) Spatial interpolation quality assessment for soil sensor transect datasets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 123, 74-79.
- Silva, C. B., De Moraes, M. A. F. D., Molin, J. P. (2011) Adoption and use of precision agriculture technologies in the sugarcane industry of São Paulo state, Brazil. *Precision Agriculture*, 12 (1), p. 67-81.
- Silva, C. R., Quintas, M. C. L., Centeno, J. A. S. (2007) Estudo do método de interpolação do inverso da distância a uma potência. II Simpósio Brasileiro de Geomática, Presidente Prudente - SP, 24-27 de julho de 2007.
- Silva, M. D. A., Gava, G. D. C., Caputo, M. M., Pincelli, R. P., Jerônimo, E. M., Cruz, J. C. S. (2007) Uso de reguladores de crescimento como potencializadores do perfilhamento e da produtividade em cana-soca. *Bragantia*, 66(4), 545-552.
- Simbahan, G. C., Dobermann, A., Ping, J. L. (2004) Screening yield monitor data improves grain yield maps. *Agronomy Journal*. v. 96, p. 1091–1102.
- Siqueira, D. S., Marques Jr., J., Pereira, G. T. (2010) The use of landforms to predict the variability of soil and orange attributes. *Geoderma*, Amsterdam, v. 155, p. 55-66.
- Souza, G. S., Souza, Z. M. De., Silva, R. B. Da., Araújo, F. S., Barbosa, R. S. (2012) Compressibilidade do solo e sistema radicular da cana-de-açúcar em manejo com e sem controle de tráfego. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, Brasília, v. 47, n. 4.
- Souza, Z. M. D., Souza, G. S. D., Marques Júnior, J., Pereira, G. T. (2014) Número de amostras na análise geoestatística e na krigagem de mapas de atributos do solo. *Ciência Rural*.
- Spekken M., Anselmi A.A., Molin J.P. (2013) A simple method for filtering spatial data. In: Stafford J.V. (eds) *Precision agriculture '13*. Wageningen Academic Publishers, Wageningen.
- Spekken, M., Molin, J. P., Romanelli, T. L. (2015) Cost of boundary manoeuvres in sugarcane production. *Biosystems Engineering*, v. 129, p. 112-126.
- Stafford, J. V., Ambler, B., Lark, R. M. and Catt, J. (1996) Mapping and interpreting the yield variation in cereal crops. *Computers and Electronics in Agriculture*. v. 14, p. 101–119.
- Stewart, C. M., McBratney, A. B. (2000) Development of a methodology for the variable-rate application of fertiliser in irrigated cotton fields. In *Proceedings of the 5th International Conference on Precision Agriculture*, Bloomington, Minnesota, USA, 16-19 July, 2000 (pp. 1-13). American Society of Agronomy.

- Stott, B.L., Borgelt, S.C., Sudduth, K.A. (1993) Yield determination using an instrumented Claas Combine, ASAE paper no. 93-1507. ASAE, St Joseph, MI.
- Sudduth, K. A., Drummond, S. T. (2007) Yield Editor. *Agronomy Journal*. v. 99. p.1471-1482.
- Sudduth, K. A., Drummond, S. T., & Myers, D. B. (2012) Yield editor 2.0: software for automated removal of yield map errors. *ASABE Paper*, n. 121338243.
- Sugawara, L. M. S., Rudorff, B. F. T., Freitas, C. C. F., Picoli, M. C. A., Adami, M. (2007) Estimativa de produtividade de cana-de-açúcar (*Saccharum officinarum* L.) por meio de técnica de análise de regressão linear múltipla. *Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Florianópolis, Brasil, INPE, p. 435-442.
- Sulzbach, L. (2002) Tecnologia de agricultura de precisão: estudo de caso: integração de modelo digitais de atributos químicos do solo e modelos digitais de culturas agrícolas. Santa Maria, RS. 168f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Agrícola)- Universidade Federal de Santa Maria.
- Tanaka, E.M., Passalacqua, B.P., Passalacqua, E.A., Garcia. L.H.T. (2013) Avaliação das falhas utilizando-se método convencional de stolf e imagem aérea. 2º Congresso Sul-Americano de Agricultura de Precisão e Máquinas Precisas, Não-Me-Toque, Rio Grande do Sul, Brasil.
- Tenkorang, F., & Lowenberg-DeBoer, J. (2008) On-farm profitability of remote sensing in agriculture. *Journal of Terrestrial Observation*, 1(1), 6.
- Thiago, L. R. L. S., Vieira, J. M. (2002) Cana-de-açúcar: uma alternativa de alimento para a seca. Campo Grande: EMBRAPA-CNPGC.
- Trangmar, B. B., Yost, R. S., Wade, M. K., Uehara, G. (1985) Application of geostatistics to spatial studies of soil properties. *Advances in Agronomy*, n. 38, p 45-94.
- Tukey, J. W. (1997) *Exploratory data analysis*. Readind: Adsson-wesley. 3v.
- Vansichen, R., de Baerdemaker, J. (1993) A measurement technique for yield mapping of corn silage. *Journal of Agricultural Engineering Research*, Vol 55, 1-10.
- Varella C. A. A., Barros V. R., Baesso, M. M. (2012) Mapeamento da variabilidade espacial do brix em cana-de-açúcar. *Engenharia na Agricultura*, v. 20, p. 112-117.
- Vasconcelos, J.R. (2013) Cana-de-açúcar: crescimento, maturação e distribuição de energia. 52 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia). Universidade Oeste Paulista – Unoeste, Presidente Prudente, SP.
- Vieira, S. R. (2000) Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: Novais, R. F.; Alvarez V., V. H.; Schaefer, C. E. G. R. *Tópicos especiais em ciências do solo*. Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, Viçosa, p.1-54.

- Walter J D, Hofman V L, Backer L F (1996) Site-specific sugarbeet yield monitoring. Abstracts of Ag Eng 96 International Conference on Agricultural Engineering, Vol. 2, pp 834–844
- Watt, D. A., McCormick, A. J., Cramer, M. D. (2014) Source and sink physiology. In P. H. Moore, & F. C. Botha (Eds.), *Sugarcane: physiology, biochemistry and functional biology* (p. 483-520). Oxford: Willey Blackwell.
- Webster, R.; Oliver, M. A. (2007) *Geostatistics for environmental scientists*. 2.ed. London: John Wiley & Sons, 315p.
- Wendte, K.W., A. Skotnikov, & Thomas, K.K., (2001) Sugar Cane Yield Monitor. United States Patent No. 6272819. August 14, 2001.
- Wheeler, P. N., Godwin, R. J., Watt, C. D., Blackmore, B. S. (1997) Trailer based yield mapping. In: *European Conference On Precision Agriculture*, 1997. Warwick, p. 9.
- Wisnol, K. (1987) Choosing a basis for yield forecasts and estimates. In *Plant Growth Modelling for Resource Management*, Volume 1. Eds. K. Wisnol, J. D. Hesketh: 75-103pp, CRC Press, Boca Raton, USA.
- Wong, M.T.F., Asseng, S., Robertson, M.J., Oliver, Y., (2008) Mapping subsoil acidity and shallow soil across a field with information from yield maps, Geophysical Sensing and the Grower. *Precision Agriculture*. 9, 3–15.
- Wong, M.T.F., Oliver, Y.M., Robertson, M.J., (2009) Gamma-radiometric assessment of soil depth across a landscape not measurable using electromagnetic surveys. *Soil Science Society American Journal*. 73, 1261–1267.
- Wood, A., Schroeder, B., Stewart, S., (2003) *Soil Specific Management Guidelines for Sugarcane Production—Soil Reference Booklet for the Herbert District*. CRC for Sustainable Sugar Production, Townsville.
- Zimback, C. R. L. (2001) *Análise espacial de atributos químicos de solo para fins de mapeamento de fertilidade do solo*. Botucatu, 2001. 114f. Tese (Livre Docência na Disciplina de Levantamentos de Botucatu, 2001. 114f. Tese (Livre Docência na Disciplina de Levantamentos de Solos e Fotopedologia), Faculdade de Ciências Agronômicas, UNESP, Botucatu.

APÊNDICES

APÊNDICE A.

Figura 24. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 1.

Figura 25. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 2.

Figura 26. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 3.

Figura 27. Semivariograma dos dados de produtividade originais e após a filtragem para a área 4.

APÊNDICE B.

Figura 28. Mapas de produtividade da área 1: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de *Voronoi* (C); krigagem (D).

Figura 29. Mapas de produtividade da área 2: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de *Voronoi* (C); krigagem (D).

Figura 30. Mapas de produtividade da área 3: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de *Voronoi* (C); krigagem (D).

Figura 31. Mapas de produtividade da área 3: pontos brutos (A); pontos filtrados (B); polígono de *Voronoi* (C); krigagem (D).