

ANÁLISE DO POTENCIAL DE PARÂMETROS ESPECTRO-TEMPORAIS DE IMAGENS ORBITAIS PARA MAPEAMENTO DE PRODUTIVIDADE EM CANA-DE-AÇÚCAR

R.C. DAINESE¹, M. A. MOREIRA², J. P. MOLIN³, J. AGUIAR⁴

Resumo

O conhecimento da variabilidade espacial da produtividade de um talhão agrícola é uma das informações mais importantes em sistemas de gerenciamento da produção que utilizam Agricultura de Precisão (AP). Porém, as técnicas convencionais para a obtenção dessa variabilidade não têm demonstrado serem satisfatórias, principalmente para grandes propriedades. Dentre as diferentes alternativas, o Sensoriamento Remoto (SR) tem se mostrado como uma das técnicas mais promissoras, porém ainda carente de desenvolvimento. Desta forma, este trabalho teve como objetivo explorar o potencial de imagens multiespectrais orbitais de média resolução espacial visando a obtenção de mapas de variabilidade de produtividade de cana. Para tanto, utilizou-se duas metodologias, a análise de regressão entre o mapa de produtividade e as bandas espectrais do Landsat, e uma metodologia que leva em consideração o Controle Estatístico de Processos. Com os resultados da análise de regressão observou-se baixas correlações entre as bandas espectrais e a produtividade. Porém, na análise do Controle Estatístico de Processos foram observados resultados melhores na comparação das informações. Este resultado demonstra o potencial desta metodologia em processos de manejo e tomada de decisão em Agricultura de Precisão.

PALAVRAS-CHAVE: CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSO, AGRICULTURA DE PRECISÃO, SENSORIAMENTO REMOTO.

ANALYSIS OF THE IMPORTANCE OF ORBITAL IMAGE SPECTRAL PARAMETERS FOR SUGARCANE YIELD MAPPING.

Summary

One of the most important information in the production management systems that use precision agriculture is the knowledge of production spatial variability of the crop. Nevertheless, the conventional techniques to obtain this variability are not responding satisfactorily, mainly for huge farms. By the lack of existing alternatives, the Remote Sensing has been showed itself as one of the most promise technique, although still careless of development. In this way, this work has the objective to explore the potential of multispectral orbital images with media spatial resolutions, targing to obtain productivity variable maps of sugarcane. For this propose, were used two methodologies, the first one using regression analyses between productivity maps and Landsat spectral bands and the second one considering the Statistic Process Control. The results of the regression analyses obtained showed low correlations between spectral bands and productivity. However, with the Statistic Process Control better results were obtained when comparing the information.

¹ Doutoranda em Sensoriamento Remoto pelo INPE; pesquisadora da empresa AGX Tecnologia Ltda, R Serafim V. de Almeida, 285, 13561.130, São Carlos – SP – Brasil, e-mail: renata.dainese@agx.com.br

² Doutor em Sensoriamento Remoto; pesquisador do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE – São José dos Campos – SP – Brasil, e-mail: mauricio@itid.inpe.br

³ Doutor; professor do Depto de Engenharia Rural da ESALQ/USP – Piracicaba – SP – Brasil, e-mail: jpmolin@esalq.usp.br

⁴ Engenheiro Agrônomo; pesquisador do Grupo Reichert; gerente de planejamento da Fazenda Campo Bom, Chapadão do Sul, MS; diretor executivo da empresa AGX Tecnologia Ltda, R Serafim V. de Almeida, 285, 13561.130, São Carlos – SP – Brasil, e-mail: jaimereichert.com.br

KEYWORDS: STATISTIC PROCESS CONTROL, PRECISION AGRICULTURE, REMOTE SENSING.

INTRODUÇÃO

Na prática da Agricultura de Precisão (AP), cujo elemento chave é o gerenciamento da variabilidade espacial da produção e dos fatores a ela relacionados, segundo Senay et al. (1998) o manejo desta variabilidade começa com o mapeamento da produtividade. Mapas de produtividade fornecem elementos básicos de entrada no balanço de nutrientes e na avaliação de manchas de fertilidade (Schung et al., 1993), o que permite organizar o campo em zonas específicas de manejo, tendo uma eficiência no controle de todo o sistema.

Um dos maiores avanços na aquisição de dados da variabilidade espacial da cultura para AP, ou mais precisamente dos mapas de produtividade, está no desenvolvimento comercial e nas pesquisas de aplicação dos sensores e monitores de produtividade de grãos instalados em colhedoras equipadas com receptores de sinais de posicionamento GPS (*Global Positioning System*). O mapa de produtividade é formado por uma imagem ou uma grade de pontos, plotados em um sistema cartesiano (eixo “x” é a longitude, o eixo “y” é a latitude e o eixo “z” é a produtividade), que representa a variabilidade espacial da produção no campo. Os mapas produzidos por estes sistemas evidenciam o grau de variabilidade no campo.

Por outro lado, segundo Lamb et al. (1995), os monitores de colheita podem resultar erros significantes na estimativa de produtividade devido a sua resolução grosseira, variações de velocidade da colhedora, ruído induzido pela vibração da máquina e variação do terreno. Além disto, a colheita apresenta uma amostragem destrutiva e tardia sob o ponto de vista de intervenção do manejo da cultura ainda durante seu ciclo e é uma ferramenta restrita somente a área plantada, uma vez que não se pode fazer uma extrapolação dos resultados obtidos para outras áreas adjacentes (Yang et al., 1998).

Sensoriamento Remoto (SR), por sua vez, é potencialmente uma importante fonte de dados para a AP. Nos últimos 40-50 anos o SR tem sido visto como uma valiosa fonte de informações de manejo da cultura, representado no pioneirismo das pesquisas de Colwell (1956). Senay et al. (1998) comentam que estudos têm demonstrado que o SR relaciona-se intimamente com a AP, porém é necessário o desenvolvimento de técnicas para extrair informações pertinentes das imagens.

O SR é realizado através da observação por um sistema sensor da energia que é emitida ou refletida por um dado objeto. O sensor, por sua vez, reconstitui esta energia em um sinal eletrônico que pode ser gravada em diferentes faixas espectrais e exibido e analisado através de imagens, gráficos e outros.

Dados de SR, tais como, as fotografias aéreas, imagens de satélite e radiometria de campo, podem fornecer informações precisas da variabilidade do campo, e em grandes áreas, pois apresentam potencial para o monitoramento de parâmetros biofísicos ligados à produtividade ao longo de todo o ciclo da cultura (Yang et al., 2001).

No artigo publicado por Taylor et al. (1997a), os autores analisaram a utilização de fotografias aéreas, para o cálculo do NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, índice de vegetação obtido pela razão da reflectância nas bandas do vermelho e do infravermelho), a fim de identificar variabilidade na cultura. Essa técnica foi utilizada como opção no manejo de práticas agrícolas, para auxiliar no diagnóstico da condição da cultura. Em outro trabalho de Taylor et al. (1997b), foi demonstrada a potencialidade de utilização de fotografias aéreas para estimar produtividade. Os resultados mostraram boas correlações ($r^2=0,775$) entre o NDVI, obtido por fotografias aéreas, e o peso de grão por unidade de área (parâmetro da planta medido no campo).

Por outro lado, Yang et al. (2002) utilizaram dados de uma câmera CCD hiperespectral para avaliar a variabilidade espacial do rendimento de grãos de sorgo em comparação aos dados obtidos pelo monitor de colheita no campo. Os autores observaram alta correlação ($r^2 = 0.68$ a 0.82) entre cinco significantes bandas e o rendimento, porém as menores correlações foram observadas nas bandas de transição entre o vermelho e o infravermelho próximo.

Os cultivos de ciclo longo são os principais beneficiários deste tipo de acompanhamento, uma vez que há mais tempo para a execução de ações corretivas, além de demandarem um intervalo de observações mais longo.

Machado et al. (2002), utilizando processamento digital em imagens obtidas pelo sensor TM a bordo do satélite Landsat, observaram o potencial da metodologia na caracterização da variabilidade espacial da biomassa de cana-de-açúcar no auxílio ao processo de estimativa da produção e no direcionamento da amostragem e observações de campo. De maneira geral, os autores observaram que a utilização desta metodologia, quando comparada à tradicional, proporcionou uma melhor estimativa resultando em uma diminuição no erro de 4% para 2%.

Segundo Lamparelli et al. (2001) um experimento vem sendo desenvolvido pelo Grupo de Estudos em Geoprocessamento da Feagri/Unicamp com o objetivo de aplicar técnicas de processamento de imagens, obtidas por SR, em ambiente SIG no estudo da variabilidade da produtividade da cana. Processamentos já realizados nas imagens de satélite e em fotografias aéreas, mostraram diferenças de resposta espectral nos talhões estudados, indicando a variabilidade da cultura, a qual pode se relacionar a variação na produção final. Isto permitirá realizar ajustes nas áreas que apresentam diferenças espectrais, podendo ser alcançadas maiores produtividades.

Dentro de todo este contexto, o projeto tem como objetivo explorar o potencial das imagens multiespectrais adquiridas pelos sensores TM (Thematic Mapper) e ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) a bordo do satélite Landsat 5 e 7, respectivamente, visando a obtenção de mapas de variabilidade de produtividade da cultura da cana-de-açúcar.

MATERIAL E METODOLOGIA

Para essa pesquisa, foi selecionado um talhão de cultivo de cana-de-açúcar do ano safra de 2002, com uma área de 18,2 ha, do município de Guaíra, Estado de São Paulo. A colheita foi realizada de forma mecanizada com uma máquina combinada com sensores e sistema de localização no campo (GPS).

As imagens utilizadas neste estudo são dos Satélites Landsat 5, sensor TM, e Landsat 7, sensor ETM+, na órbita-ponto 221/74, com resolução espacial de 30m. Na Tabela 1, estão contidas algumas informações como data de passagem do satélite (data cena) e o tipo de sensor.

TABELA 1. CENAS LANDSAT ADQUIRIDAS.

Data Cena	Sensor
04/01/02	TM
05/02/02	TM
09/03/02	TM
02/04/02	ETM+
18/04/02	ETM+

As imagens foram adquiridas estrategicamente durante o período de maior desenvolvimento vegetativo e produtivo da cana e no início de colheita.

Além disto, houve a preocupação de adquiri-las no nível de correção 1G que são imagens com correções radiométrica e geométrica associada a um sistema de projeção, no caso UTM, com reamostragem do tipo Vizinho Mais Próximo (VMP), a fim de reduzir a interferência na resposta espectral correspondente do alvo. Muitos autores vêm estudando o efeito da reamostragem nas imagens de satélite, como é o caso de Etheride e Nelson (1979), que avaliaram o efeito dos interpoladores VMP, Bilinear (BL) e Convolução Cúbica (CC) em imagens Landsat/MSS. Os autores concluíram que a CC gerou valores de brilho fora da amplitude da imagem original. Resultado semelhante foi encontrado por Verdin (1983) que ao estudar qualidade de água concluiu que a CC produziu valores anômalos que afetaram significativamente os resultados em relação aos obtidos, sem a aplicação deste interpolador. O método de interpolação por VMP utiliza o valor radiométrico do pixel mais próximo do centro daquele que se deseja calcular; ao passo que a CC (reamostragem com que as imagens são tipicamente comercializadas) usa cinco interpolações polinomiais do terceiro grau, sendo quatro ao longo das linhas e uma na direção das colunas, sobre os

dezesesseis pixels que cercam o pixel que se deseja determinar seu novo valor na imagem corrigida (D'Alge, 1999).

Para tratamento dos dados de satélite, bem como cadastrar e obter cruzamento de dados obtidos de diferentes fontes, o SIG utilizado foi o SPRING - Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas, na versão 3.6.03, desenvolvido no INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais em conjunto com a EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Câmara et al., 1996).

Os dados de produtividade da cultura obtidos no talhão pelo monitor de colheita, foram inicialmente importados para o SPRING como amostras “3D”, em categorias numéricas, as quais foram interpoladas e fatiadas para gerar os mapas temáticos de produtividade (Figura 1).

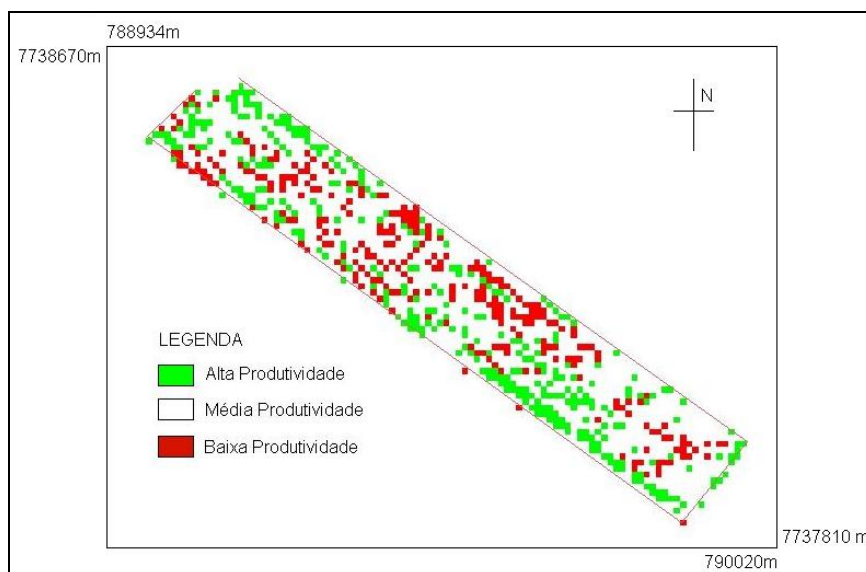


Figura 1 – Mapa de Produtividade de Cana.

Em seguida, as imagens foram convertidas no formato GRIB no módulo IMPIMA e importadas para o banco de dados do SPRING depois de realizado o registro. Durante a importação das imagens foi utilizado o interpolador vizinho mais próximo a fim de se reduzir as alterações nos valores de nível de cinza da imagem.

O registro visa compensar ou corrigir os erros causados pelo movimento do satélite em relação à Terra, assim como os efeitos panorâmicos.

Este procedimento tem muita importância dentro do projeto. Devido a escala de detalhe dessa pesquisa, ou seja, análise de pixel, o procedimento de georeferenciamento das imagens foi refinado, com a máxima exatidão possível. Nesse caso, o ajuste do registro com base em informações coletadas pelo GPS é de extrema importância, uma vez que a posição de um conjunto de pontos de coleta de rendimento obtidos pela colhedora terá que coincidir com a posição do pixel da imagem.

Desta forma, neste procedimento os dados digitais foram registrados, com pontos de controle adquiridos de cartas topográficas, cujas coordenadas foram devidamente convertidas para o mesmo Datum dos dados de colheita, e várias vezes analisados quanto ao seu ajuste.

A seguir, a resolução espacial dos dados de rendimento obtidos no monitoramento de colheita foi degradada (interpolação por Média Ponderada) para a mesma resolução da imagem (30m), para desta forma poder ter-se um valor médio de rendimento a ser correlacionado com o valor de cada pixel. Em seguida os dados foram importados de um arquivo ‘.txt’ para categorias cadastrais onde os valores de coordenada geográfica de cada ponto e seu respectivo valor de rendimento foram tabelados. As informações de reflectância foram então cadastradas juntamente na tabela com as informações de rendimento, em cada coordenada geográfica correspondente, por um programa de Média Zonal em LEGAL,

a fim de poder observar a correlação entre os dados. Foram cadastradas apenas informações de um plano central dos talhões a fim de se excluir os efeitos das bordas dos talhões, os quais poderiam gerar *outliers*.

Análise de Regressão

Os dados tabelados foram então exportados para o *software Excel* onde foi realizada a análise de regressão dos dados. Foi realizada primeiramente uma análise de regressão simples de cada banda em cada data e de uma razão entre bandas correspondente a um índice de vegetação, como indica a equação 1. Além disso, foram analisados os gráficos de dispersão dos dados a fim de escolher o modelo que tivesse o maior valor de correlação entre as informações.

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \quad (1)$$

sendo: ρ_{NIR} a reflectância na banda do infravermelho próximo e ρ_{red} a reflectância na banda do vermelho.

Após o procedimento de análise de regressão simples foi realizada a Análise de regressão múltipla das bandas em cada data a fim de obter-se uma equação de regressão que indicasse uma melhor correlação para com os dados de rendimento.

Análise do Controle Estatístico de Processos

Atualmente o mapeamento da produtividade é realizado a partir da aquisição dos dados em função do tempo. Este tipo de mapeamento apresenta as áreas de maior ou menor produtividade segundo um critério de divisão em classes distintas sem levar em consideração a correlação espacial entre os valores adquiridos em campo.

Esta etapa da metodologia visou a identificação de *áreas com variações especiais* de produtividade, segundo o critério de Controle Estatístico de Processos aplicado à Agricultura proposto por Aguiar et al. (2004). Este critério fundamenta-se na correlação espacial entre os valores de produtividade, onde *área com variações especiais* é considerada como uma região de um talhão agrícola com características diferentes da média encontrada no talhão, circundada por n regiões similares. Esta região, formada por células de resolução espacial pré-definida, apresenta valores de produtividade acima (potencial) ou abaixo (problema) da média dos valores apresentados no talhão, resultando em um mapa de zonas homogêneas denominado de *Mapa de Variações*.

De acordo com a Teoria da Variabilidade (Deming, 1990), podem ser inferidos dois erros quando se pretende melhorar um determinado processo: tratar variação normal como se fosse variação especial, ocorrendo em um excesso de ajuste ou manejo; e tratar variação especial como se fosse normal, ocorrendo em uma falta de ajuste ou manejo. A partir desta Teoria se materializa o conceito do Controle Estatístico de Processo que nada mais é que o conhecimento dos procedimentos visando a menor perda econômica advinda dos dois erros citados acima. Ou seja, esta materialização do conceito em agricultura pode ser traduzida por: tratar uma zona de normalidade de produtividade apenas com um tratamento e de forma uniforme; e tratar as zonas especiais conforme o diagnóstico específico.

Neste contexto, foi aplicado este processo estatístico, adaptado para a agricultura, nos dados de produtividade de cana e nos valores de reflectância em cada banda espectral para cada cena das imagens orbitais. Este procedimento foi realizado no *software Excel*, a partir dos dados tabelados cadastrados no SPRING.

Obtido o Mapa de Variações a próxima etapa foi a comparação entre o mapa dos dados de produtividade e o de reflectância, comparação esta feita por meio de uma matriz de confusão e o cálculo da exatidão geral (P_0) do mapeamento temático, que é calculada segundo a expressão:

$$P_0 = \frac{\sum_{i=1}^m n_{ii}}{N} \quad (2)$$

onde: N é o número total de unidades amostrais contempladas pela matriz; n_{ii} são os elementos da diagonal principal (número de pixels corretamente classificados) e m é o número de categorias presentes na matriz de erro.

Para Congalton (1991), atualmente as técnicas usadas na exatidão de mapeamento têm como ponto de partida a construção de uma matriz de erro. Essa matriz apresenta a distribuição de percentagem de “pixels” classificados correta e erroneamente. Hay (1988) define três objetivos na utilização da matriz de erro: a) oferece dados que permitem o ajuste das áreas das classes obtidas por algum tipo de classificação; b) cálculo de parâmetros de exatidão geral da classificação e c) identificação de erros específicos que afetam cada uma das categorias. Segundo Ippoliti-Ramilo (1999) a estatística mais simples derivada da matriz de erro é a exatidão geral (P_0).

RESULTADOS

De acordo com a metodologia de análise de regressão aplicada aos dados, a Tabela 3 apresenta os valores dos coeficientes de correlação e determinação, bem como os modelos da análise de regressão múltipla ou simples realizada em todas as bandas, separadas por data analisada, e o grau de significância de cada modelo.

Observa-se na tabela 2 que as correlações mostraram-se baixas e as bandas relacionadas não foram constantes em todo modelo.

TABELA 2. RESULTADOS NA ANÁLISE DE REGRESSÃO MÚLTIPLA DAS BANDAS EM CADA DATA ANALISADA DO DESENVOLVIMENTO DA CULTURA.

X	R	R ²	modelo	F de significância
B(2)_040102*	0,1304	0,017	$y=0,007B2 + 22,476$	5.9E-07
B(4,7)_050202	0,38	0,1467	$y = 0,347B4 + 1,315B7 - 44,26$	2,86E-09
B(1,3,4)_090302	0,315	0,099	$y = 2,646B1 + 1,563B3 + 0,4077B4 - 119,572$	1,05E-05
B(2)_020402	0,138	0,019	$y = 2,477B2 + 1,908$	0,0289
B(2)_180402	0,162	0,0264	$y = 2,906B2 - 7,164$	2.5E-01

* B(2)_0401 – indica a banda 2 como significativa a 5% para o modelo de regressão para a data de 04/01/2002.

Um dos fatores que se atribui a estes baixos resultados de correlação diz respeito a resolução espacial dos sensores utilizados neste estudo. Observou-se que a cana possui alta variabilidade de produtividade em áreas superiores a 100 m² e, como um pixel dos sensores TM ou ETM+ possui uma área de 900 m², ou seja, todos os alvos imageados pelo sensor em uma área de 30 x 30 m são homogeneizados em um único atributo, impor um único valor de produtividade em uma resolução espacial de 30 m consiste em uma subestimação da variação deste parâmetro. A Figura 2 representa um exemplo de um pixel de uma banda do sensor TM, com resolução espacial de 30 m, apresentando a variabilidade de valores de produtividade encontrados (entre 20 a 90 ton/ha).

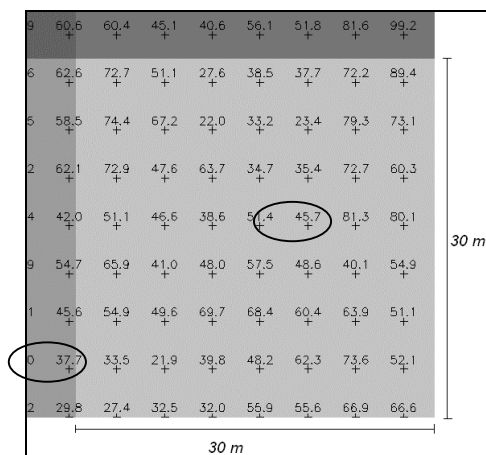


Figura 2 – Pixel de resolução espacial de 30 m apresentando a variabilidade dos valores de produtividade de cana.

Além disso, os valores de correlação do NDVI com os valores totais de rendimento mostraram o NDVI não ser eficiente em explicar os padrões de rendimento. Observou-se também uma considerável queda dos valores de NDVI nos períodos de 02/04 a 18/04 (Figura 3), o que pode ser explicado pela forte estiagem ocorrida no período.

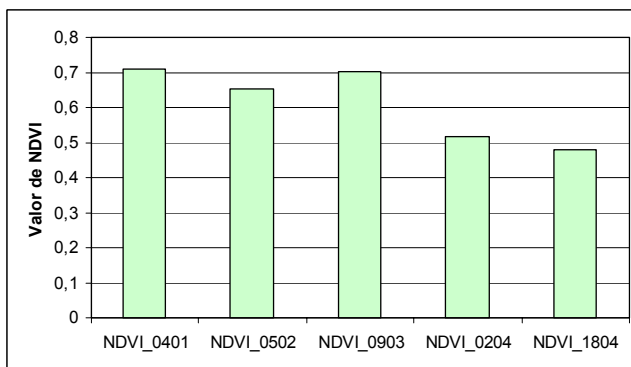


Figura 3 – Distribuição dos valores de NDVI ao longo do desenvolvimento da cultura de cana.

Num estudo do balanço hídrico da região constatou-se que ocorreram temperaturas elevadas, massa de ar quente e seco e ausência generalizada de chuva neste último período analisado, como pode ser observado na tabela 3. A ausência de chuva, associada ao calor e à taxa elevada de evapotranspiração, causou redução drástica da disponibilidade hídrica do solo, comprometendo as atividades agrícolas da safra da seca e da safrinha em algumas regiões. Observou-se na região de estudo um armazenamento hídrico entre 30% e 50% de sua capacidade máxima, o que pode ser crítico para todas as culturas (Sentelhas, 2002).

TABELA 3. CLIMA E BALANÇO HÍDRICO.

Data	Temperatura média da semana (-°C)	Índice de chuva da semana	Deficiência Hídrica	Índice de chuva do mês (mm)	Média Histórica (72-00) Chuva acumulada (mm)
0603	25,8	74 mm	0 mm	173	221,8
1103	27,2	0 mm	5 mm		
1703	27,6	2 mm	11 mm		
2403	26,2	45 mm	0 mm		

3103	26,3	52 mm	0 mm		
0704	26,6	1 mm	3 mm	1	106,9
1404	25,9	0 mm	8 mm		
2204	26,4	0 mm	11 mm		
2904	25,8	0 mm	13 mm		
0605	25,0	3 mm	12 mm	19	87,1
1405	24,7	3 mm	12 mm		
2205	24,4	0 mm	14 mm		
2805	20,6	13 mm	1 mm		

Fonte: Sentelhas, 2002.

Porém há de se considerar que pode existir a influência de outros fatores que podem acarretar na diminuição do valor de NDVI nestes períodos como a influência do zênite solar e início de senescência da cultura.

Por outro lado, analisando as informações após a aplicação do Controle Estatístico de Processos, os resultados observados mostraram-se melhores. Na Figura 4 é possível visualizar o mapa de rendimento após a aplicação da metodologia de separação de variações normais e variações especiais (Potencial e Problemas).

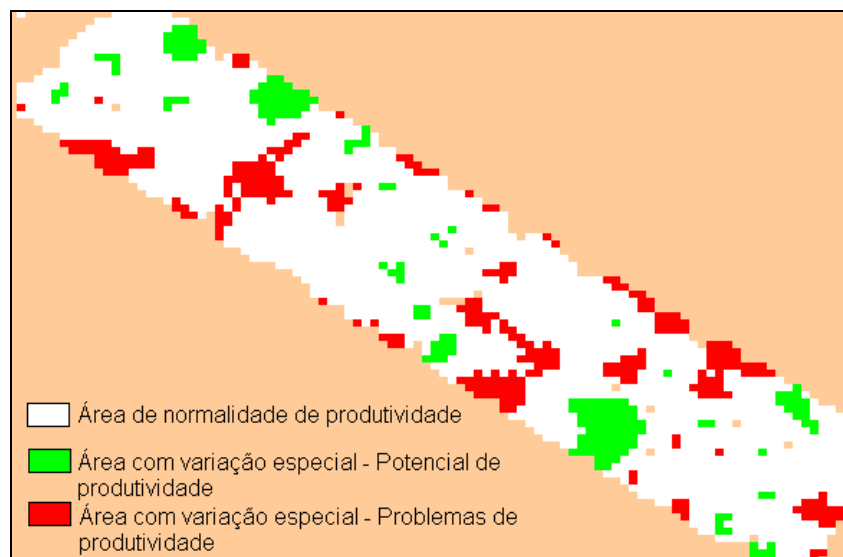


Figura 4 – Mapa de rendimento desenvolvido a partir da metodologia de Controle Estatístico de Processos.

A Tabela 4 apresenta a porcentagem de exatidão geral de mapeamento, bem como a classificação correta para cada classe analisada. Por meio dos valores mais altos de exatidão de mapeamento (P_o) contidos nesta tabela é possível observar as bandas que tiveram um mapeamento de zonas homogêneas mais próximo do mapeamento da produtividade.

TABELA 4 – Porcentagens de exatidão do mapeamento (Po) e de classificação correta (CC%) para cada classe analisada, para as bandas e NDVI em todas as datas analisadas no estudo em comparação ao mapeamento de produtividade de um talhão de cana.

Parâmetros	Po	CC%N	CC%An
B1_0401	0,475	42,03	68,48
B2_0401	0,418	33,42	73,74
B3_0401	0,537	54,17	51,72
B4_0401	0,421	32,68	77,98
B5_0401	0,466	40,81	68,89
B7_0401	0,738	78,93	54,34
B1_0502	0,416	34,27	69,70
B2_0502	0,408	32,42	72,73
B3_0502	0,681	70,54	58,79
B4_0502	0,416	33,63	72,32
B5_0502	0,448	36,43	76,97
B7_0502	0,435	33,69	81,21
B1_0903	0,417	34,32	70,10
B2_0903	0,414	33,63	71,31
B3_0903	0,762	80,73	58,99
B4_0903	0,407	32,31	72,73
B5_0903	0,427	36,01	68,28
B7_0903	0,740	80,25	50,30
B1_0204	0,503	50,53	49,49
B2_0204	0,470	38,54	79,60
B3_0204	0,482	40,92	76,16
B4_0204	0,378	26,82	79,60
B5_0204	0,469	41,29	68,48
B7_0204	0,668	70,27	53,74
Parâmetros	Po	CC%N	CC%An
B1_1804	0,485	45,35	60,61
B2_1804	0,468	42,34	64,04
B3_1804	0,440	36,22	73,94
B4_1804	0,351	25,45	72,12
B5_1804	0,469	41,71	66,67
B7_1804	0,697	81,05	26,46
NDVI_0401	0,434	37,38	66,46
NDVI_0502	0,430	34,95	73,94
NDVI_0903	0,430	36,17	69,29
NDVI_0204	0,430	33,63	78,79
NDVI_1804	0,380	28,30	75,15

De acordo com os resultados obtidos pode-se observar que os valores de exatidão do mapeamento, ou seja, a porcentagem de semelhança das zonas homogêneas entre o mapa de variações da banda e da produtividade chegou a 76,22% (imagem da banda 3 adquirida em 09/03/2001). Na figura 5 estão representados os mapas de variações correspondentes à produtividade e à Banda 3, bem como o mapa de comparações e um recorte da banda 3 da cena Landsat de 09/03/2001.

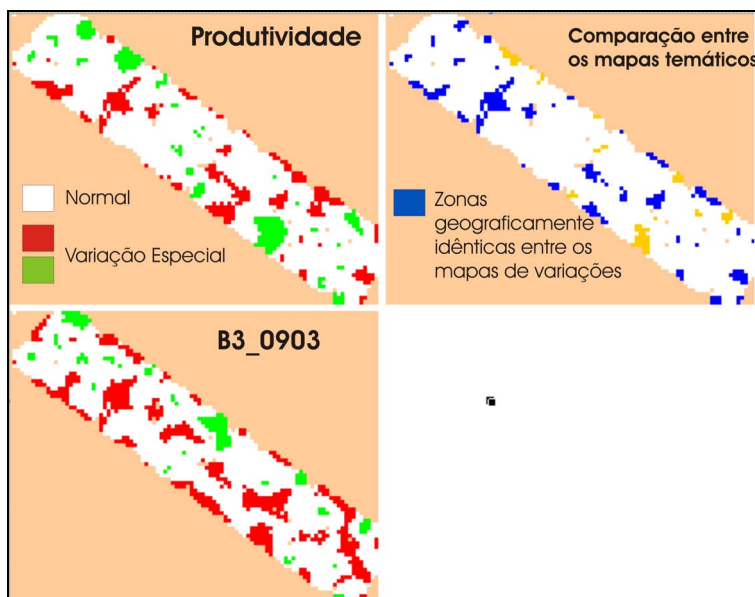


Figura 5 – Mapas de variações da banda 3 e da produtividade, a comparação entre os mapas e um recorte da banda 3 da cena Landsat de 09/03/2001.

Porém, observa-se que a banda mais constante em alto valor de Po é a banda 7, para todas as datas com exceção da data de 05/02/2001. De acordo com as descrições técnicas do sistema Landsat, a Banda 7 corresponde a faixa espectral do Infravermelho médio (2,08 – 2,35nm) apresentando sensibilidade à morfologia do terreno, servindo para estudos nas áreas de geologia, solos e geomorfologia, porém pode ser utilizada também para identificação de minerais e detecção de umidade no solo e na vegetação. Como a cana é constituída de 65 a 75% de água, entende-se que esta banda pode apresentar grande potencial para a detecção do estado de desenvolvimento da cultura.

O índice de vegetação, por sua vez, não apresentou bons resultados de Po, estabelecendo-se entre 38 a 43% de exatidão de mapeamento.

No que diz respeito à porcentagem de classificação correta, foi observado que altos valores de CC% para a classe de Variações não condizem com bom mapeamento de zonas homogêneas para a banda espectral analisada, pois correspondiam a mapas onde as áreas de Variações se sobressaíam às áreas de normalidade. Logo, qualquer zona homogênea do mapa de produtividade estava compatível às zonas advindas da banda espectral (Figura 6). Logo, definiu-se como unidades de análise os valores de Po e de CC% de normalidade.

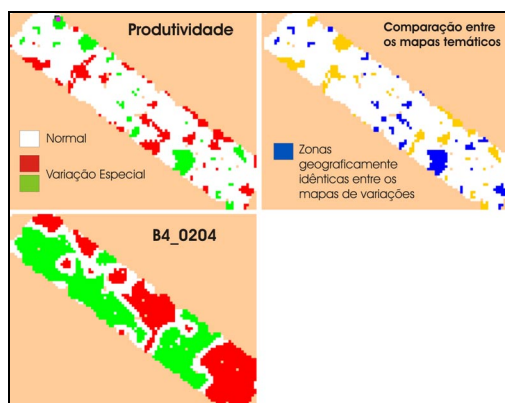


Figura 6 - Mapas de variações da banda 4 (02/04/2001) e da produtividade e a comparação entre os mapas.

CONCLUSÕES

Baseando-se na hipótese de que o rendimento é uma função da biomassa do dossel e que a reflectância também é função desta mesma biomassa, esperava-se obter correlações mais significativas. Neste caso, as baixas correlações encontradas neste estudo, por meio da Análise de Regressão, podem ser explicadas, entre outras coisas: pela baixa resolução espacial dos sensores TM e ETM+ em contrapartida à alta variabilidade dos valores de produtividade de cana, pela dificuldade na precisão do registro das imagens, cartas topográficas desatualizadas, erros embutidos na localização dos valores de rendimento obtidos pela colhedora, necessidade de pré-processamentos nas imagens.

A baixa resolução das imagens utilizadas foi um ponto de merecida atenção no tocante às baixas correlações encontradas. A resolução da imagem não permitiu a visualização de manchas de alto contraste de reflectância dentro dos talhões. A necessidade da interpolação dos valores de rendimento para a mesma resolução da imagem (30m), aparentemente, gerou a perda de informação destes contrastes também nos valores de rendimento. Desta forma, sugere-se a utilização de dados espectrais de alta resolução espacial para estudos na mesma linha de pesquisa.

Quanto ao georeferenciamento das imagens, um registro impreciso pode acarretar na análise de regressão de informações de posicionamento diferentes, mascarando os resultados. Aliada a esta dificuldade está a desatualização das cartas topográficas, normalmente utilizadas, para este tipo de registro. Geralmente são informações adquiridas do levantamento aerofotogramétrico das décadas de 60 e 70, informações estas muitas vezes inexistentes nas áreas atualmente.

Ainda quanto ao uso das imagens, principalmente pelo estudo temporal realizado, observou-se a necessidade de pré-processamento a fim de padronizar as informações de reflectância, tais como: retificação radiométrica e atenuação atmosférica. A retificação visa uma normalização das imagens segundo o mesmo padrão de influência atmosférica e de aquisição de dados pelo sensor.

Desta forma, sugere-se a atenção para estes fatores citados acima em trabalhos da mesma natureza.

Por outro lado, observou-se grande potencial na metodologia de Controle Estatístico de Processos para estimativa de áreas de variações especiais dentro de um talhão agrícola. Os altos valores de exatidão de mapeamento sugerem uma alta semelhança entre o mapa de variação de produtividade e o mapa de variação espectral. Segundo Yang et al. (2001) a semelhança entre mapas de rendimento obtidos pelo monitor e o mapa espectral indica que mapas de rendimento adquiridos espectralmente podem ser utilizados no manejo da variabilidade de rendimento e definir zonas de manejo para campos onde dados de monitoramento de colheita não estão disponíveis, principalmente indicando áreas de estresse que necessitem de tratamento em local específico. Logo, os resultados sugerem um alto potencial da metodologia aplicada no mapeamento de zonas homogêneas de manejo.

Uma das diferenças encontradas entre as duas metodologias utilizadas neste estudo foi a fundamentação na correlação espacial entre os dados para a análise realizada no Controle Estatístico de Processo. Em contrapartida, a Análise de Regressão não leva em consideração esta correlação, analisando cada dado isoladamente sem considerar um critério espacial.

Porém sugere-se um aprofundamento no estudo desta metodologia a fim de se chegar em uma adequação para aplicação em dados espectrais, levando-se em consideração imagens com resoluções espaciais mais altas, comparação entre diferentes talhões e diferentes culturas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguiar, J. Dainese, R.C., Pugliese, P.B., Jorge, L.A.C. Análise estatística de áreas com anormalidade de produtividade para a definição de zonas homogêneas de manejo. In: Congresso Brasileiro de Agricultura de Precisão – ConBAP, 2004, **Anais...**ESALQ/USP, Piracicaba – SP, 2004 (no prelo)
- Câmara, G., R.C.M. Souza, U. M. Freitas e J. C. P. Garrido, "SPRING: Integrating Remote Sensing and GIS with Object-Oriented Data Modelling." **Computers and Graphics**, v.15, n.6, p.13-22, 1996.

- Colwell, R. N. Determining the prevalence of certain crop diseases by means of aerial photography. **Hilgardia**, v. 26, p. 223-2296, 1956.
- Congalton, R.G.; Mead, R.A. A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 49, n. 1, p. 69-74, 1983.
- D'Alge, J. C. L. Níveis de correção geométrica em imagens TM-Landsat: notas de aula, 3º trimestre. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. São José dos Campos, SP. 1999. Apostila.
- Deming, W. E. **Qualidade: A revolução da Administração**. Trad. Francis Henrik Aubert et alii. Rio de Janeiro, Marques-Saraiva, 1990.
- Etheride, J., Nelson, C. Some effects of nearest neighbor, bilinear interpolation, and cubic convolution resampling on Landsat data. In: International Symposium Machine Processing of Remotely Sensed Data, 5., West Lafayette, 1979. **Proceedings**. West Lafayette : Purdue University, 1979. p. 84-85.
- Ippoliti-Ramilo, G. A. **Imagens TM/Landsat-5 da época de pré-plantio para a previsão da área de culturas de verão**. São José dos Campos. 182 p. (INPE-7116-TDI/668). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 1999.
- Lamb, J. A.; Anderson, J. L.; Malzer, G. L. Perils of monitoring grain yield on-the-go. In: Proc. Site-Specific Magmt. For Agricultural Systems, Mineapolis, 1994. **Anais**. Madison: ASA-CSSA-SSSA, 1995, p. 87-90.
- Lamparelli, R. A. C.; Rocha, J. V.; Borghi E. Geoprocessamento e agricultura de precisão, **Guaíba: Agropecuária**, (2001), 118 p.
- Machado, H. M.; Lamparelli, R. A. C.; Rocha, J. V.; Zullo Jr., J.; Pereira, V. H. Utilização de dados orbitais (Landsat 7) e Sistema de Informações Geográficas (Sig) na estimativa do potencial de produção da cana-de-açúcar. 2º Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão, **Anais...**, Viçosa, Mg, 12 a 14 de Junho de 2002.
- Schung, E.; Murphy, D.; Evans, E.; Haneklaus, S.; Lamp, J. Yield mapping and application of yield maps to computer-aided local resource management. I **Proc. Soil Specific Crop Manage**. Madison, Wis.: Am. Society of Agronomy, 1993.
- Senay, G.B.; Ward, A.D.; Lyon, J.G.; Fausey, N.R.; Nokes, S.E. Manipulation of high spatial resolution aircraft remote sensing data for use in site-specific farming. **Transactions of the ASAE**. V. 41(2):489-495, 1998.
- Sentelhas. P. Estiagem prejudica safra da seca e safrinha. Suplemento Agrícola. Jornal O Estado de São Paulo. 17 de abril de 2002. disponível em <<
<http://www.estado.estadao.com.br/suplementos/agri/2002/04/17/agri029.html>>>
- Taylor, J. C., Thomas, G.; Wood, G. A. Diagnosing sources of within-field variation with remote sensing. In: Precision Agriculture'97. **Anais...**, 1997a. V.2, p. 705-712
- Taylor, J. C., Thomas, G.; Wood, G. A. Mapping yield potential with remote sensing. In: Precision Agriculture'97 **Anais...**, 1997b. V.2, p. 713-720
- Verdin, J. Corrected vs. uncorrected Landsat-4 MSS data. **Landsat Data Users Notes**. Issue n.27, NOAA, Sioux Falls, S.D. June 1983, 4 p.
- Yang, C.; Anderson, G. L.; Everitt, J. H. **A View From Above: Characterizing Plant Growth With Aerial Videography**. [online] <http://www.precisionfarming.com/features/0199pf_yang.html>.1998.
- Yang, C.; Bradford, J.M.; Wiegand, C.L. Airbone Multispectral imagery for mapping variable growing conditions and yields of cotton, grain sorghum, and corn. **Transactions of the ASAE** v. 44, n.6, p.1983-1994, 2001.

Yang, C.; Everitt, J.H.; Bradford, J.M. Airbone hyperspectral imaging and monitoring of grain sorghum yield variability. 2002 ASAE Annual International Meeting/ CIGR XVth World Congress, Sponsored by ASAE, **Anais...** Hyatt Regency Chicago, Chicago, Illinois, USA, July 28-July 31, 2002