

Metodologia para normalização de dados de colheita de diferentes colhedoras

EVERTON LEITE SILVA¹; JEAM HENRIQUE PAVARIN¹; GUSTAVO DI CHIAICCHIO FAULIN²

¹ Discente em Mecanização em Agricultura de Precisão na FATEC Pompeia “Shunji Nishimura”, Pompeia-SP, evertonleite.sjrp@gmail.com

² Docente do curso de Mecanização em Agricultura de Precisão na FATEC Pompeia “Shunji Nishimura”, Pompeia-SP

RESUMO: O objetivo deste trabalho foi avaliar o método de normalização de dados, mostrando como é importante obter informações corretas na tomada de decisões. A cultura estudada neste trabalho foi a do trigo, de aproximadamente 53,8 ha, no município de Tibagi, Paraná. Com os dados de colheita, foi realizado a análise dos dados brutos de produtividade dividindo a área em quatro partes, simulando quatro colhedoras, sendo uma delas como referência para normalização da área total, calculou-se a média da produtividade das colhedoras I, II, III e IV, após serem feita a normalização nessas áreas, com o valor da média da colhedora II como referência, realizou-se a normalização da área total. O resultado apresentou uma melhor interpretação, assim diminuindo erros nas análises. Com a interpolação foi possível visualizar essas diferenças nos mapas produtividades.

Palavras-chave: agricultura de precisão. mapa de produtividade. filtragem de dados.

INTRODUÇÃO

Na produção agrícola as técnicas de agricultura de precisão têm sido úteis para análises de variabilidade da cultura, inclusive para tomadas de decisões nas produções seguintes. O mapa de produtividade tem tido sua grande importância nesse processo. Os mapas são gerados com dados

georreferenciados, onde se obtém as posições de cada ponto da colheita, essas informações direcionam para onde deve ser a atenção e intervenção (MALDANER et al., 2016).

Esses dados, no entanto, podem ser comprometidos pelos vários erros que existem na sua aquisição, como a característica da colhedora, os sensores da produtividade, as variações dentro do campo e o operador. Blackmore e Moore (1999) já indicavam erros no mapa de produtividade, como umidade, sensores de produtividade, tempo de enchimento e manobras nas cabeceiras dos talhões.

Uma fonte de imprecisão nos mapas de produtividade é a aquisição dos dados de colheita por máquinas com diferentes calibrações na mesma lavoura. Esses dados de rendimento da colheita quando se tem diferença, ainda que a máquina seja do mesmo modelo (fabricante), se a calibração não tiver adequada o erro irá persistir, sendo que apenas alguns desses erros são eliminados por determinados programas computacionais (MOORE, 1998). Os dados brutos devem ser cuidadosamente analisados antes da elaboração de um mapa de produtividade (MISSOTTEN et al., 1996). Essas diferenças antes da geração do mapa de produtividade devem ser tratadas e removidas, para obtenção de um mapa mais assertivo em sua análise (MALDANER et al., 2016).

Todos os monitores de produtividade geram pontos que, quando dispostos de maneira ordenada e baseados em suas coordenadas, formam o mapa de produtividade. Para combinar e comparar diferentes informações coletadas sobre a mesma área, todos os dados devem ser interpolados numa grade uniforme (HANEKLAUS et al., 2000). Em agricultura de precisão utilizam-se, basicamente, os algoritmos de interpolação, denominados inverso da distância a determinada potência e krigagem. De acordo com Isaaks e Srivastava (1989) o método do inverso da distância estipula pesos aos pontos que são inversamente proporcionais à distância elevada a uma potência que, normalmente, é quadrática. Desta forma, o interpolador dá maior importância a valores mais próximos do ponto a ser estimado. Quanto maior o valor da potência, maior o peso de pontos mais próximos e menor a influência de pontos mais longínquos. A krigagem é um método de interpolação mais refinado, que leva em consideração um modelo de dependência espacial para estimar dados em pontos não amostrados (MENEGATTI E MOLIN, 2003).

O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma metodologia de normalização dos dados obtidos de diferentes colhedoras numa mesma lavoura, a fim de equipará-los eliminando as diferenças oriundas de cada colhedora e da calibração dos sensores.

MATERIAL E MÉTODOS

Com um conjunto de dados de colheita de uma área comercial de 53,8 hectares, localizada no município de Tibagi, PR, convertidos para unidade métrica na projeção Universal Transversa de Mercator (UTM), foram gerados mapas de produtividade, para melhor entendimento ao método empregado.

Para simular a colheita com várias colhedoras, a área colhida foi dividida em 4 partes, chamadas de colhedora I, II, III e IV, (Figura 1). A área da colhedora II foi utilizada como referência, isto é, o padrão para normalização das outras colhedoras.



Figura 1 – Mapa com a delimitação das áreas colhidas pelas colhedoras I, II, III e IV.

Foi utilizado o software QGIS versão 3.10.14, para limpeza e filtragem dos dados. Após a identificação do percurso da colheita, foram removidos os dados considerados *outliers*, seguindo o critério de pontos que não formavam agrupamentos ou com baixa produtividade.

No software QGIS foi utilizado um complemento chamado Smart-Map para a análise do semivariograma, da validação cruzada e posterior interpolação dos dados utilizando a krigagem ordinária.

Na planilha eletrônica Microsoft Excel os dados de produtividade das colhedoras I, III e IV, sem *outliers*, foram normalizados com a média de produtividade da colhedora II de acordo com a Equação 1.

$$Normalização = \frac{Prod}{Prod. Média} \quad \text{Eq. 1}$$

Onde:

Prod = Produtividade de uma amostra

Prod. Média = Média da produtividade da colhedora

Após a normalização dos dados das colhedoras I, III e IV, os dados de colheita dessas máquinas foram calculados com base na média da produtividade da colhedora referência II, segundo a Equação 2.

$$Média da Prod Norm = Prod Norm * MédRef \quad \text{Eq. 2}$$

Onde:

Prod Norm = Produtividade normalizada da colhedora

MédRef = Média da produtividade da colhedora referência (Colhedora II)

O ajuste dos modelos aos semivariogramas foi efetuado manualmente ajustando-se ao modelo esférico, com base em inspeção visual e no resultado da validação cruzada. O programa permite o ajuste de anisotropia geométrica. (AMADO et al., 2007).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O mapa interpolado da produtividade sem utilizar o método de normalização, pode mascarar a informação real da área produtiva devido às variações, principalmente nos sensores e na calibração, entre as colhedoras. Podemos observar nas colhedoras I II III e IV, o quanto os dados se diferem, como podemos ver na Figura 2.

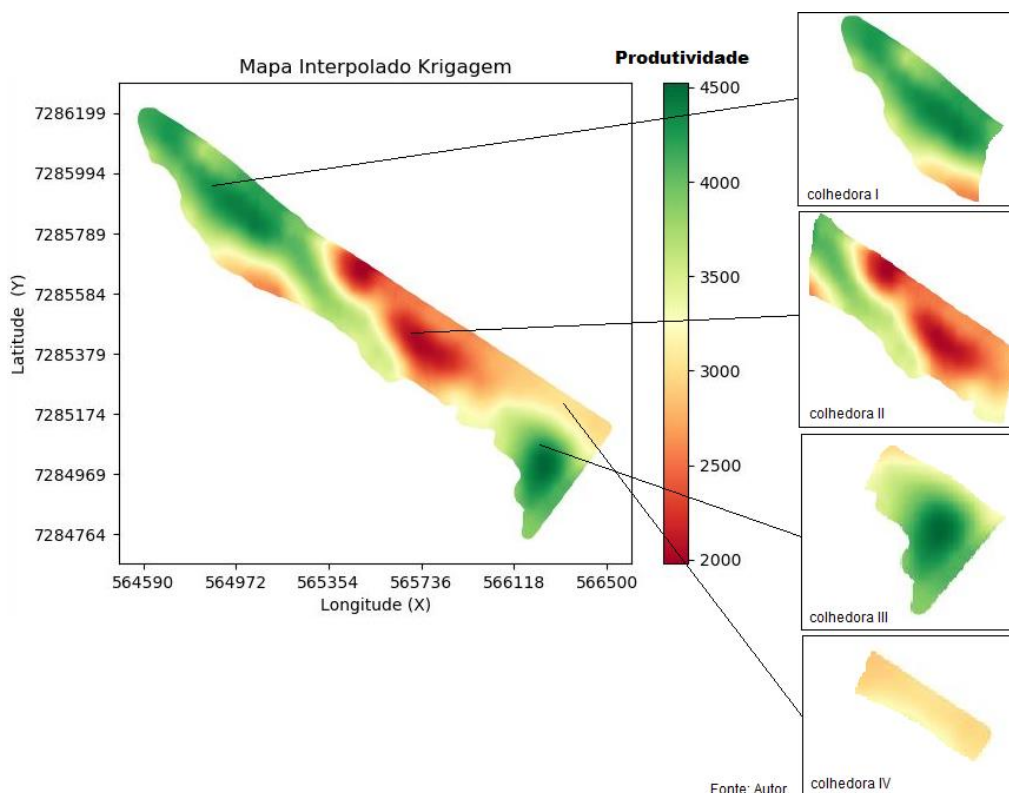


Figura 2 – Mapa das colhedoras I, II, III e IV, antes da normalização.

Nota-se que houve uma suavização dos dados nas regiões do mapa onde foi realizado a normalização da colhedora I III e IV (Figura 3) em relação aos dados da colhedora II que serviu como referência (Figura 4).

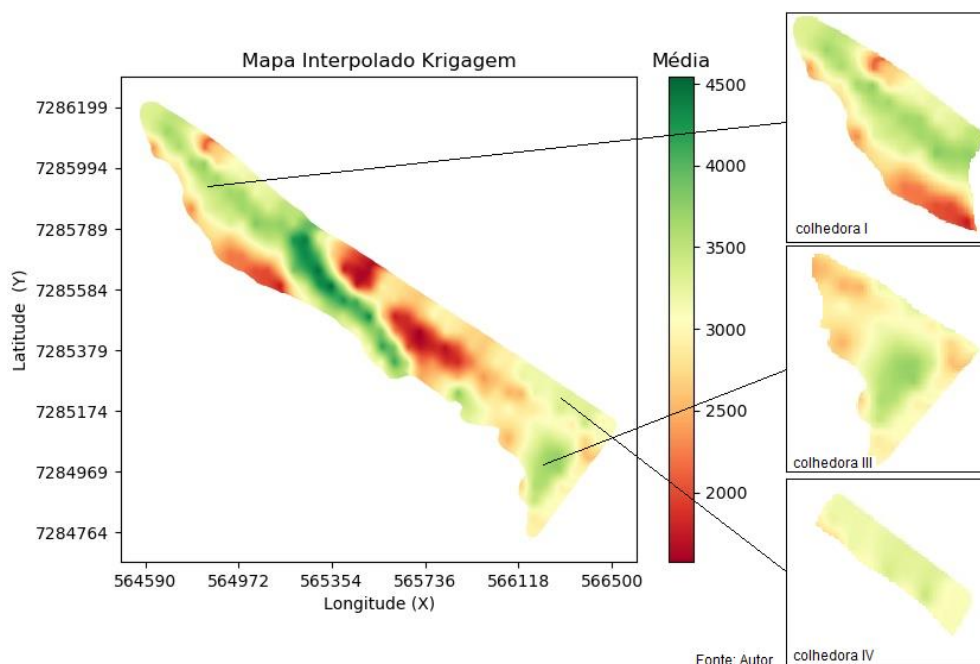


Figura 3 – Mapa das colhedoras I, III e IV, normalizados.

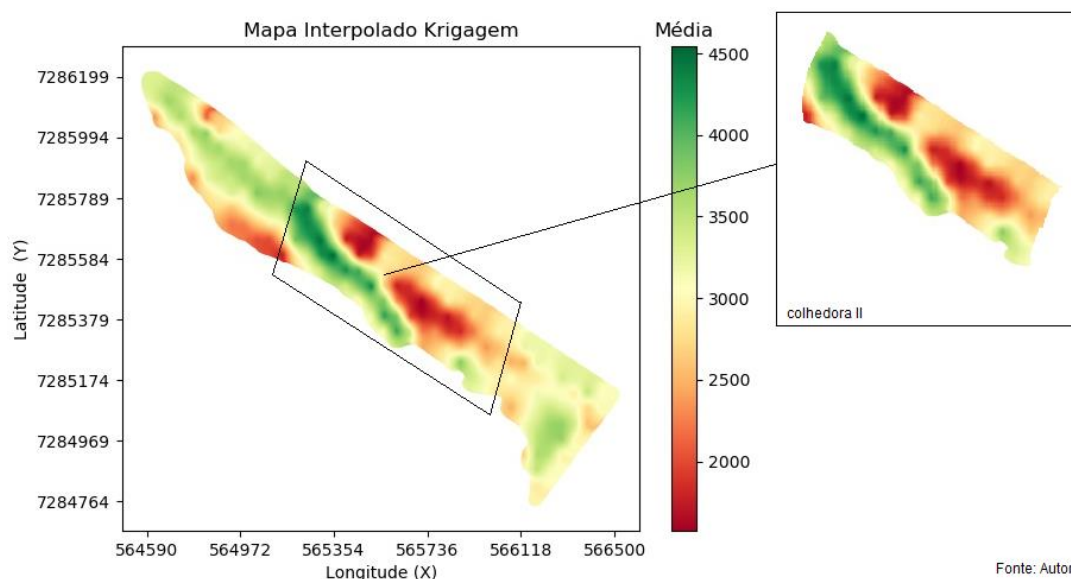


Figura 4 – Mapa com dados bruto colhedora II.

O método aplicado exerce influência no processo de agrupamento dos dados, tabela 1, assim reduzindo essa heterogeneidade, mostrando eficácia da normalização dos dados quando se trabalha com várias colhedoras em um mesmo talhão, (Figura 5).

Tabela 1. Quantidades de dados gerados pelas colhedoras.

	COLHEDORA I	COLHEDORA II	COLHEDORA III	COLHEDORA VI	TOTAL
DADOS NÃO NORMALIZADOS	7.040	9.540	4.606	1.341	22.527
DADOS NORMALIZADOS	6.951	9.347	4.504	1.319	22.121
DADOS QUE NÃO FORMAM AGRUPAMENTO	89	193	102	22	406
PERCENTUAL	1,26%	2,02%	2,21%	1,64%	1,8%

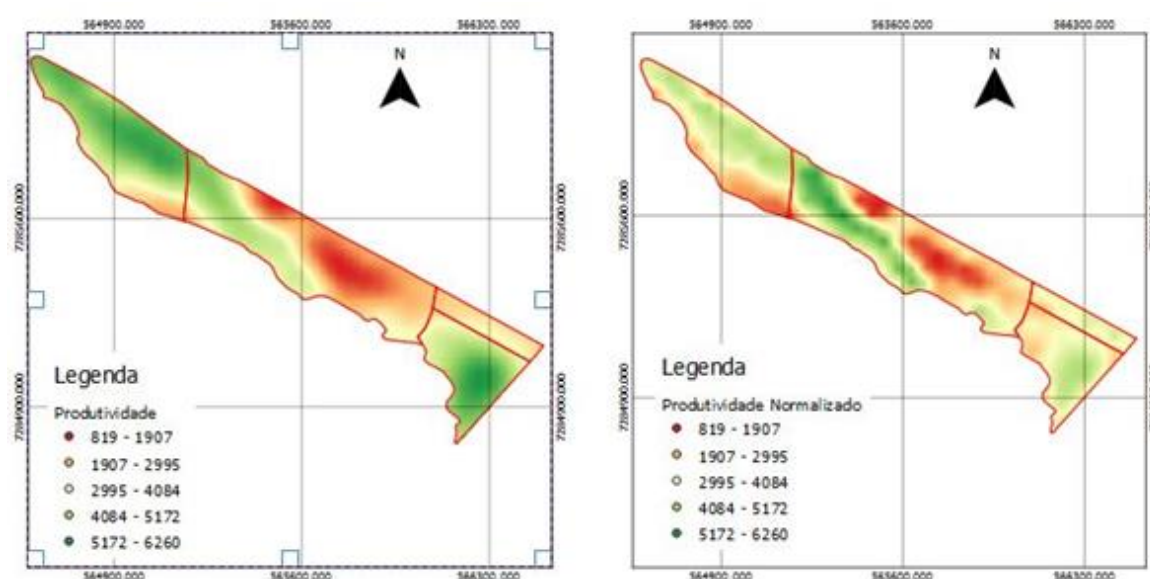


Figura 5 - Mapa interpolado com dados brutos e dados normalizados.

Observando os dados normalizados, teremos uma melhor interpretação no qual se aproxima mais da realidade demonstrada no campo pela cultura, assim tendo uma melhor assertividade nas tomadas de decisões e prevenindo possíveis erros ao utilizar os dados de monitores de produtividade sem ser analisados ou não tratados corretamente.

CONCLUSÕES

O método de normalização se mostrou eficiente ao seu emprego no mapeamento da produtividade, trazendo maior confiabilidade nos resultados, podendo tomar decisões corretas na hora de fazer o manejo adequado nas áreas

cultivadas, assim trazendo informações mais assertivas ao produtor que utiliza mais de uma colhedora no mesmo talhão.

REFERÊNCIAS

AMADO T.J.C., PONTELLI C.B., SANTI A.L. (2007). Brasil. Variabilidade espacial e temporal da produtividade de culturas sob sistema plantio direto. Pesq. agropec. bras., Brasília, v.42, n.8, p.1101-1110.

ARSLAN, S., COLVIN, TS (2002). Mapeamento do rendimento de grãos: detecção do rendimento, reconstrução do rendimento e erros. Agricultura de Precisão 3, 135– 154.

BLACKMORE, B.S., MOORE, M. (1999). Correção corretiva dos dados do mapa de rendimento. Agricultura de Precisão 1, 53–66.

ITO M.H., FONSECA FILHO H., CONTI L.A.. Uso do software livre QGIS (Quantum GIS) para ensino de Geoprocessamento em nível superior. Revista cartográfica, 2017, Disponível em:

<https://pdfs.semanticscholar.org/d56b/bea7089528b45c3087920cbdf6fe4b1767be.pdf>, acesso: 2 junho de 2022.

MALDANER, L. F., MOLIN, J. P., CANATA, T. F.- Processing yield data from two or more combines. A paper from the Proceedings of the 13th International Conference on Precision Agriculture July 31 – August 4, 2016 St. Louis, Missouri, USA.

MENEGATTI, L.A.A., MOLIN, J.P. (2004). Removal of errors in yield maps through raw data filtering. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental, Campina Grande, v.8, n.1, p.126-134.

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.

SOUZA, E.G., PINHEIRO NETO R., GONÇALVES A.C.A., MAGGI M.F. - 2017
- repositorio.utfpr.edu.br, Disponível em:

<http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/3981>, acesso: 19 abril de 2022.

ZANINI E., ZAIONS D.F., ZANATTA A.L., HÖLBIG C.A. - Anais do XIII ...,
2021. sol.sbc.org.br, Modelos de aprendizagem de máquina para predição da
presença de desoxinivalenol em grãos de trigo por meio de análises
multiespectrais

Disponível em:

<https://sol.sbc.org.br/index.php/sbiagro/article/view/18392/18225>, acesso: 5
maio de 2022.