

CONTAGEM DE PLANTAS DE MILHO (*ZEA MAYS*) EM ESTÁGIO VEGETATIVO INICIAL CAPTURADAS A PARTIR DE UMA RPA

TIAGO MAKOTO OTANI¹; SÉRGIO CAMPOS² E MARCELO CAMPOS³

¹ Mestrando do Programa de Pós-Graduação em Agronomia – Energia na Agricultura da Faculdade de Ciências Agrônômica, UNESP, Botucatu, SP, Brasil, Email: tiagomotani@gmail.com.

Prof. Titular do Depto. de Eng^a Rural e Socioeconomia da Faculdade de Ciências Agrônômica, UNESP, Botucatu, SP, Brasil, Email: sergio.campos@unesp.br.

³ Prof. Dr. da Faculdade de Ciências e Engenharia, UNESP, Tupã, SP, Brasil, Email: Marcelo.campos28@unesp.br.

RESUMO: O Milho (*Zea mays* L.) é uma das culturas mais sensíveis aos padrões de plantio. O método mais comum para a contagem do estande de plantas é através da inspeção visual, atividade que dispense um intenso esforço laboral e demorado, podendo o produtor rural tomar decisões menos lucrativas. O objetivo foi desenvolver um fluxo de trabalho capaz de ser operacionalizado, confiável e rápido para o monitoramento das primeiras fases vegetativas do milho na produção de grãos através de imagens aéreas de alta resolução adquiridas por uma Aeronave Remotamente Pilotada (RPA) em condições de campo, sendo o índice de vegetação utilizado para extração das informações da planta através da fase vegetativa em relação ao solo. Os contornos de cada objeto foram contabilizados pela diferenciação dos objetos através da simulação em mapas topográficos. A diferença na performance contagem em função da resolução espacial foi observado e o melhor fluxo de trabalho foi a de 6,6 mm, com taxas de acerto de 135%, ou seja, com superestimação de 35% superior do que a contabilização real. Para que o fluxo seja implementado de forma correta, as plantas de milho não podem ultrapassar as 3 folhas no momento da coleta das imagens.

Palavras-chave: Aeronave Remotamente Pilotada, Inteligência Artificial, Milho.

COUNTING OF MAIZE PLANTS (*ZEA MAYS*) IN THE INITIAL VEGETATION STAGE CAPTURED FROM A RPA

ABSTRACT: Corn (*Zea mays* L.) is one of the crops most sensitive to planting patterns. The most common method for counting the plant stand is through visual inspection, an activity that requires an intense and time-consuming labor effort, and the rural producer may make less profitable decisions. The objective was to develop a workflow capable of being operationalized, reliable and fast for monitoring the first vegetative stages of maize in grain production through high resolution aerial images acquired by a Remotely Piloted Aircraft (RPA) in field conditions, the vegetation index being used to extract plant information through the vegetative phase in relation to the soil. The contours of each object were accounted for by differentiating objects through simulation on topographic maps. The difference in counting performance as a function of spatial resolution was observed and the best workflow was the 6.6 mm, with hit rates of 135%, that is, with an overestimation of 35% higher than the actual counting. For the flow to be implemented correctly, corn plants cannot exceed 3 leaves at the time of image collection.

Keywords: Remotely Piloted Aircraft, Artificial Intelligence, Corn.

1 INTRODUÇÃO

Estudos demonstram que o milho é altamente responsivo à vários tipos de manejo agrônômicos, dentre as quais, podendo citar a densidade de população de plantas. O milho tem baixa capacidade de compensar às falhas de

plantio dentro de determinado espaçamento com consequente penalização pela perda de produção dentro de uma determinada área ao final de seu ciclo (SANGOI *et al.*, 2012). O método utilizado para realizar a contagem de população de plantas emergidas é através da inspeção visual. Este método, por sua vez, é

uma atividade executada pelos produtores rurais e pesquisadores de forma trabalhosa, pesada e com alta demanda de tempo. Para tanto, estudos sobre métodos para a avaliação da população final de plantas se fazem necessário. Além disso, os procedimentos de processamento e análise de dados devem ser ágeis o suficiente para que o produtor rural possa realizar as tomadas de decisões dentro de um intervalo de tempo hábil com base nos dados adquiridos com a real necessidade de replantio, por exemplo.

Com o advento das Aeronaves Remotamente Pilotadas (RPA), um grande campo se abre para os estudos sobre uma visão nunca antes explorada anteriormente, visão essa que está atrelada à uma camada próxima à atmosfera, chamada de troposfera. Assim como a tecnologia GPS (*Global Positioning System*), a RPA também está proporcionando benefícios ao setor cível (RODRIGUES *et al.*, 2017). As plataformas de sensoriamento remoto, através do uso desta ferramenta, está entre as tecnologias de sensoriamento remoto mais recentes para áreas de vegetação (SALAMÍ; BARRADO; PASTOR, 2014) e comprovam alta flexibilidade quanto ao uso, baixo custo operacional e alta resolução espacial e temporal (HUNT *et al.*, 2010).

Novas ferramentas para o aprimoramento do cultivo de milho se fazem necessárias para o melhor entendimento do que está afetando a produtividade final de milho. Um dos parâmetros utilizados para estimar novas frentes de estudo é através do número de publicações nas diversas plataformas disponíveis na internet. Durante os anos de 2016 e 2019, a busca através da palavra-chave RPAs têm sido crescentes, resultado demonstrado pelo aumento do número de publicações de 14.100 para 23.600, 1.260 para 2.132 e 3.973 para 7.161 na plataforma de busca acadêmica da empresa *Google Scholar*, base de dados *Web of Science* e *Scopus*, respectivamente.

Apesar do número crescente de publicações e inúmeros benefícios sobre as novas tecnologias, demonstrado pelo setor de pesquisa e desenvolvimento, a adoção de novas tecnologias, como os sistemas automatizados de robôs, por exemplo, ainda é pouco utilizado

pelos produtores rurais no Brasil com 6,5% de adoção, principalmente os produtores de grãos (SOARES FILHO; CUNHA, 2015). No entanto, esforços estão sendo empreendidos para que ferramentas de baixo custo e alto rendimento operacional sejam desenvolvidas e implementadas para que haja o contínuo desenvolvimento sustentável na cadeia agrícola de produção de grãos.

A cultura do milho (*Zea mays*) é uma das commodities com as maiores produções a nível mundial, sendo considerada uma das culturas anuais de grãos mais importantes no mundo com mais de 70% da produção mundial de milho nos continentes americanos e Ásia, representados pelo Estados Unidos, China, Brasil e Argentina. Mesmo o Brasil sendo o terceiro maior produtor de milho, existem grandes esforços para que o Brasil se desponte como grande produtor em escalas ainda maiores, a exemplos de pesquisas sobre as projeções de produção, consumo e exportação com aumentos de 20,2%, 19,7% e 33,4%, respectivamente, entre os anos safras 2018/2019 à 2028/2029 (MAPA, 2019). No estado de São Paulo, o incremento segue a mesma tendência, taxas de crescimento da produtividade na cultura do milho de 3,5% ao ano durante os anos de 2009 a 2018, taxa está superior em relação as projeções em escala nacional de 3% durante o próximo decênio (MAPA, 2019).

Dentro das próximas décadas, portanto, haverá grandes aumentos em níveis de produção, seja através do aumento de área ocupado pela cultura, ou através do aumento da produtividade através da otimização de recursos. Neste último quesito, produtividade, pesquisas demonstram que a cultura de milho tem se mostrado altamente responsiva aos diversos tipos de manejo. Diferentes abordagens podem ser realizadas para a otimização da produtividade, dentre as quais, o plantio cruzado (SILVA *et al.*, 2015). Uma das formas de manejar é através da adequada distribuição uniforme de sementes na área a ser implantada a cultura de acordo com a região e híbrido.

A implementação de ferramentas de sensoriamento remoto de monitoramento agrícola através de imagens aéreas ou de

satélites estão ganhando importância pela conscientização da tomada de decisão com base em dados de campo. Estudos bem-sucedidos foram realizados por Thorp *et al.* (2008) através da utilização de dados de imagens de satélites hiper-espectrais para estimar densidades de população em campos de milho. Em seu estudo, as melhores performances foram atingidas em estádios fenológicos mais avançados ($R^2 = 0.79$) utilizando imagens com resoluções espaciais de 6 metros. Porém, a estimativa em estádio fenológicos vegetativos, foi significativamente limitado pela abundância da cobertura de solo em relação à vegetação. O uso de veículos aéreos não tripulados é uma ferramenta que poderá ser utilizada para preencher esta lacuna.

Com isso, as limitações das plataformas de sensoriamento remoto podem ser superadas pela coleta de imagens aéreas por meio de uma Aeronave Remotamente Pilotada, a qual tem sido desenvolvida como uma nova forma de aquisição de imagens aéreas (TORRES-SÁNCHEZ *et al.*, 2014). A extração de dados de dados via integração de RPAS com seus respectivos sensores acoplados (RGB, multiespectral, hiperespectrais e termais) estão sendo extensivamente pesquisadas para estimar biomassa (BENDIG *et al.*, 2015), índice de área foliar (BENDIG *et al.*, 2015; MATHEWS; JENSEN, 2013), altura de planta, nitrogênio (JORGE; BRANDÃO; INAMASU, 2014; PÖLÖNEN *et al.*, 2013), clorofila (CLEVERS; KOOISTRA, 2012) e temperatura (GÓMEZ-CANDÓN *et al.*, 2016). Culturas e plantas daninhas estão sendo detectadas através de imagens aéreas com resoluções espaciais submilimétricas (PEÑA *et al.*, 2013). Apesar de estudos mostrarem que é possível detectar

diferenças entre folhas novas e velhas da cultura de milho ($R^2 = 0.89$) (GNÄDINGER; SCHMIDHALTER, 2017), há um grande desafio para a segmentação entre as culturas econômicas e plantas daninhas provocadas devido as semelhanças nas respostas espectra.

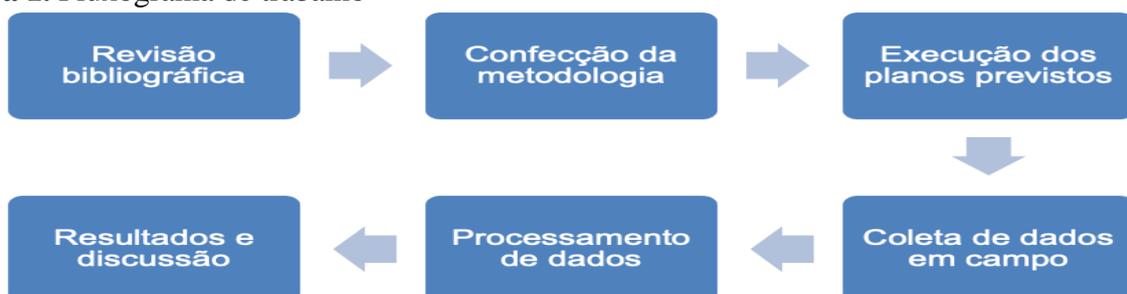
O objetivo do presente artigo é contribuir para o desenvolvimento de ferramentas para a contagem de plantas de milho em estágio vegetativo inicial. Para tanto, foi avaliado a acurácia da contagem com o uso de programas computacionais de código aberto em diferentes resoluções espaciais através de imagens aéreas capturadas por uma Aeronave Remotamente Pilotada de pequeno porte. Em suma, foi implementado um fluxograma de trabalho para a extração de dados métricos das plantas com o uso de imagens de alta resolução espacial com as seguintes etapas: (i) plano de voo, (ii) coleta de imagens aéreas, (iii) identificação de regiões verdes e não-verdes, (iv) extração geométrica dos objetos verdes, (v) contagem de plantas, (vi) validação.

2 MATERIAL E MÉTODOS

No método dedutivo, a pesquisa parte de princípios reconhecidos como verdadeiros, chamados de premissa maior, e estabelece relações com uma segunda premissa menor. Desta forma, partir do raciocínio lógico, chega-se à verdade daquilo que se é proposto, a conclusão (LAKATOS; MARCONI, 2003).

O fluxograma de trabalho foi executado na seguinte ordem: revisão bibliográfica, confecção da metodologia, execução dos planos previstos, coleta de dados em campo, processamento de dados e resultados e discussão (Figura 1).

Figura 1. Fluxograma de trabalho

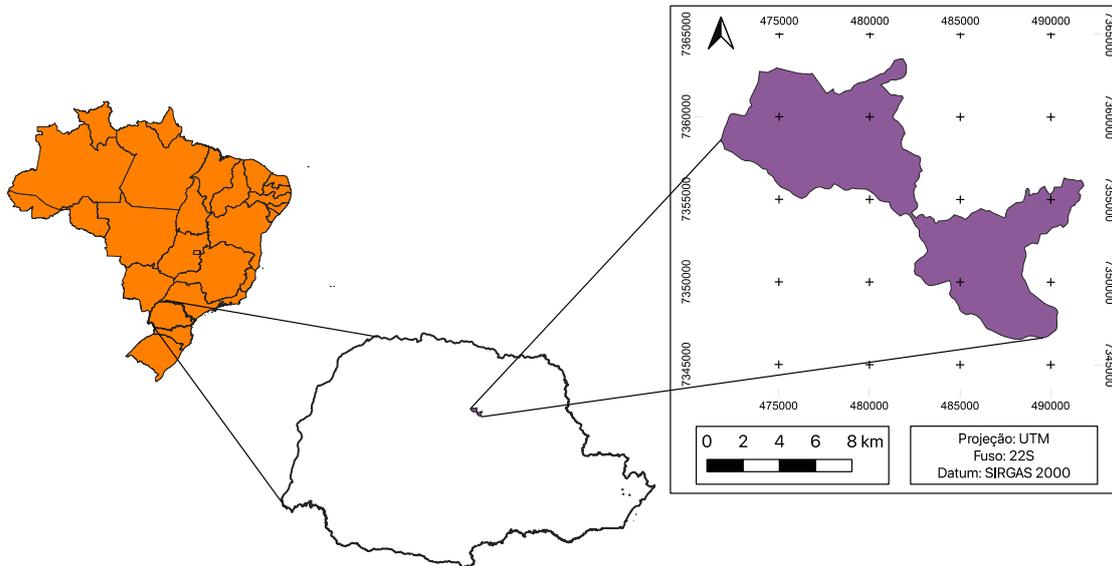


2.1 Área Experimental

A área de estudo é situada em uma propriedade rural no município de Mauá da Serra, estado de Paraná (Figura 2), com uma área de 80 ha que no momento da coleta das

imagens estava implantada com a cultura do milho (estádio fenológico V2, 2 folhas verdadeiras). Toda a condução da cultura, como a semeadura de milho e tratamentos culturais foram realizados pelo produtor durante a safra de verão 2020/2021.

Figura 2. Mapa de localização do município de Mauá da Serra, situado no estado do Paraná, Brasil.



2.2 Plataforma, sensor, e dados de campo

Foi utilizado uma Aeronave Remotamente Pilotada (RPA) modelo *Mavic Pro* (DJI, Shenzhen, China) para a captura dos dados de imagens aéreas digitais. O sistema para a coleta de dados consiste em um sistema composto por um controlador remoto de longa

distância (2.4 GHz) e um veículo aéreo com 4 rotores.

A área experimental foi amostrada em 5 subáreas de 0,25 ha (50 x 50 metros) aleatoriamente para contabilizar as diferenças espaciais dentro de cada talhão (Figura 03), bem como para a randomização de possíveis plantas daninhas e palhadas de culturas anteriores.

Figura 3. Distribuição das 05 áreas na propriedade rural situada em Mauá da Serra, estado do Paraná.



Fonte: Google Earth (2020).

O veículo aéreo por sua vez, possui um controlador que é conectado aos Sistemas de Navegação via Satélite composto por receptores destes sinais, que na sua grande maioria, são de sinais da constelação americana *Global Positioning System* (GPS) e o sistema russo *Glonass*, além dos sensores que mensuram as condições ambientais, possibilitando voos autônomos de alto grau de estabilidade.

A coleta de imagens via RPA foi feita através de um voo autônomo em que primeiramente é realizado a conexão do controle remoto com o smartphone para que seja possível configurar todas as informações de voo através de um aplicativo de planejamento de voo. Para isso, o aplicativo *Drone Deploy* (São Francisco, Estados Unidos) foi escolhido. Os planos de voos no modo autônomo fazem com que seja possível uma padronização dos voos, produzindo linhas paralelas possibilitando a cobertura total da área com capacidade de capturar imagens de forma padronizada em cada área. Para simular as diferentes resoluções espaciais e diferentes alturas de voo, foram realizados voos de 10 metros de altura acima do solo, que resultam em resoluções espaciais médias por pixel de 3,3 mm, com posterior redução (Fator 0.5) da resolução para 6,6 mm e 13,2 mm.

As imagens aéreas foram coletadas em ângulo nadiral, perpendicular à direção de voo da RPA, com um sensor RGB (*Red, Green, Blue*) com as seguintes características: 12 megapixels de resolução (4000 x 3000 *pixels*), CMOS de 1/2.3 polegadas, 30 frames por segundo, distância focal real de 5 mm, largura do sensor de 6,17 mm, acoplada a uma estrutura chamada gimbal permitindo o movimento e estabilização do sensor durante o voo nos três eixos (inclinação, rotação e giro).

A utilização e operação desta tecnologia exige um elevado grau de segurança, desde a decolagem, programação do voo até sua aterrissagem. Desta maneira, a RPA deve oferecer segurança em sua operação para não proporcionar riscos à situação de desastres, devendo o operador (piloto remoto) estar capacitado e devidamente regulamentado nos órgãos responsáveis (Anatel, ANAC e DECEA). Todos os procedimentos seguiram as recentes legislações vigentes para o tipo de operação em linha de visada visual (VLOS) dentro da publicação do Instituto Cartográfico Aeronáutico (ICA-100/40), intitulados “sistemas de aeronaves remotamente pilotadas e o acesso ao espaço aéreo brasileiro” do

Ministério da Defesa do Brasil, comando da aeronáutica, responsáveis pelo tráfego aéreo.

2.3 Pré-processamento dos dados

Após a coleta das imagens, as fotos foram processadas no programa em código aberto *imageJ*. As etapas foram processadas neste programa: a primeira para realizar o corte apenas do centro da imagem, transformando a imagem original de 4000 por 3000 pixels para 615 por 600 pixels, em proporções iguais de altura e largura; o segundo procedimento foi a redução das imagens e redimensionamento para a redução da resolução espacial através do procedimento “*scale*”. Ambos os procedimentos foram feitos de forma automática através da função macro existente no programa.

O último procedimento no pré-processamento (contagem propriamente dita) foi feita através do *software* com a linguagem e ambiente R (*RStudio Team*, 2020) para computação estatística e gráfica. O pacote *FIELDimageR* (MATIAS; CARAZA-HARTER; ENDELMAN, 2020) foi utilizado para o pré-processamento das imagens e finalização na contagem de plantas nas imagens. A função *fieldCrop* foi utilizada para selecionar a área de interesse. Para isso, foi feito um corte da área de interesse selecionando os quatro cantos da área na janela do *RStudio*.

Após a seleção da área de interesse, foi criado uma máscara para a remoção do solo. Para tanto, a função *fieldMask* foi utilizada para a classificação dos pixels de solo com base no índice “*overall hue index*” (HUE).

2.4 Contagem de plantas

Dentro do mesmo pacote, *FIELDimageR* (MATIAS; CARAZA-HARTER; ENDELMAN, 2020), foi utilizado a função *fieldCount* para realizar a contagem automatizada das plantas de milho. O pacote *EImage* (PAU *et al.*, 2010) realiza a segmentação das imagens para distinguir entre si o plano de fundo e as plantas. Primeiramente, é aplicado uma transformação binária no campo de distância criada pelo *fieldMask*, gerando uma imagem em escala de cinza com a mínima

distância entre os pixels de fundo.

Esta imagem em escala de cinza é interpretada como um mapa topográfico, e a transformação é feita nas diferentes “bacias hidrográficas” para identificar os limites destas bacias (SOILLE, 2013), na qual é interpretada como diferentes objetos, e no exemplo utilizado, plantas.

A validação dos dados foi implementado por meio da inspeção visual de cada planta na imagem coletada para fins de contagem do valor atual do número de plantas nas imagens.

2.5 Avaliação da performance de classificação

Taxa de acertos, indicador percentual de avaliação com base na relação entre a contagem estimada (Ce) e contagem atual (Ca) foi calculado pela expressão 1:

$$\text{Taxa de acertos} = (\text{Ce}/\text{Ca}) * 10 \quad (1)$$

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A análise de imagens pelo programa de código aberto e livre (R Studio) foi avaliado para a contagem de plantas de milho em condições de campo comercial de produção de grãos através do plugin *FIELDimageR* (MATIAS; CARAZA-HARTER; ENDELMAN, 2020). A avaliação da performance foi feita com base na taxa de acertos da contagem de plantas, ou seja, contagem do número de plantas estimadas e contagem do número de plantas visual.

Foram capturadas 226 imagens a partir da RPA em 05 planos de voos. Cada plano de voo produziu em média 52 imagens. Na primeira etapa do pré-processamento, uma filtragem foi realizada observando a qualidade das imagens. Além disso, como forma de identificar os diferentes planos de voo, o próprio aplicativo de automação de voo realiza uma captura de imagem antes de iniciar propriamente o plano de voo. Com isso, faz-se necessário a eliminação desta imagem no começo de cada plano, que contabiliza um número de 5 imagens, resultando em 221 imagens processadas em três etapas de

processamento nas diferentes resoluções espaciais (0,33, 0,66 e 1,32 mm). O resultado

das médias de cada resolução espacial está apresentado na tabela 01.

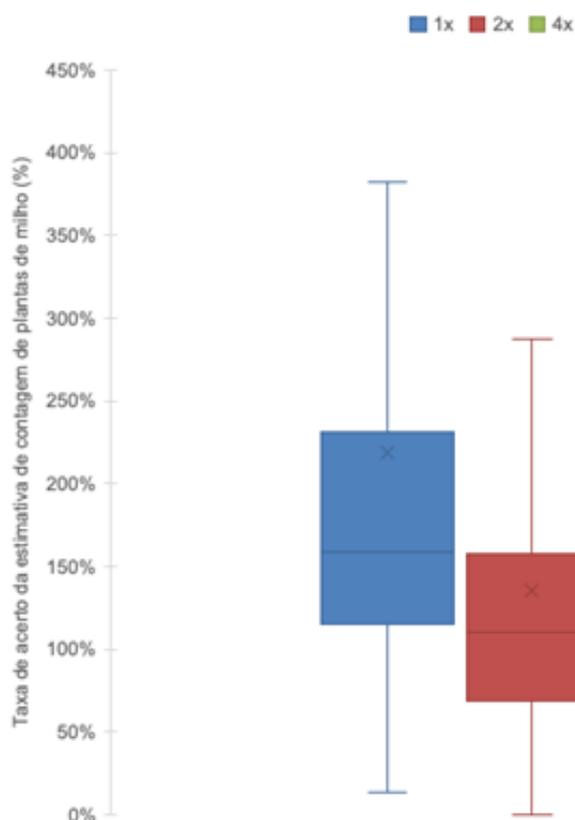
Tabela 1. Média geral da taxa de acerto (%) no teste de redução em 2 e 4 vezes sobre a resolução da imagem original.

Resolução do pixel		
1x	2x	4x
219	135	39

Para o melhor entendimento sobre a distribuição dos dados em cada resolução espacial, um diagrama de caixa foi confeccionado (Figura 4). Através do diagrama, foi possível observar que os dados resultantes do processamento das imagens aéreas originais bem como na redução das mesmas, tiveram uma distribuição dispersa com valores que extrapolaram os limites máximos estipulados, que é calculado através da somatória do terceiro quartil e 1,5 vezes o interquartil (desconsiderados no gráfico para melhor visualização). Foram encontrados 8 pontos

considerados como *outliers* no processamento das imagens originais e 6 pontos nas imagens reduzidas em 2 e 4 vezes (n=221). Além disso, é possível observar que mais de 75% dos dados nas imagens originais estiveram acima do 100% da taxa de acerto, diferentemente dos resultados do processamento das imagens reduzidas em 4 vezes em que pouco menos de 100% dos dados estiveram abaixo de 100% da taxa de acerto, evidenciado ainda mais com a diferença entre os grupos através das posições das medianas fora das caixas.

Figura 4. Diagrama de barras da taxa de acerto da estimativa de contagem de plantas de milho em diferentes resoluções espaciais (original, 2 e 4 vezes reduzidas).

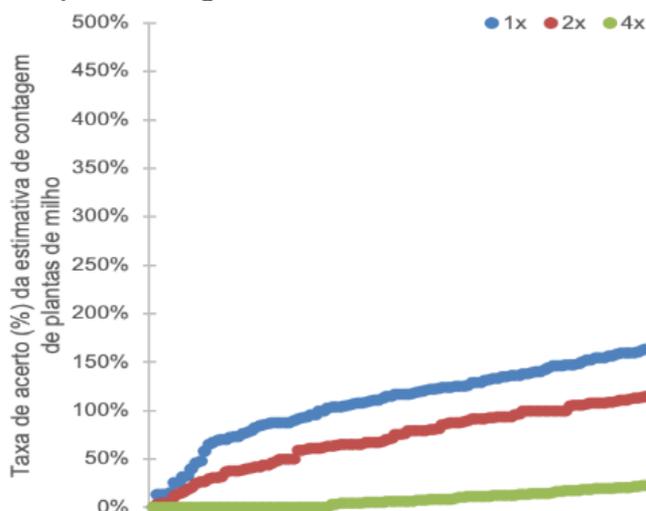


É importante notar que ao redimensionar as imagens, diminuindo seu tamanho, há penalização no processo de binarização do índice Excess Green (ExG) e, conseqüentemente, na habilidade deste fluxograma em determinar a correta geometria da planta de milho. Além disso, o redimensionamento das imagens aumenta a tamanho do pixel do terreno (GSD), resultando em uma área maior a ser amostrada por cada unidade de pixel. Portanto, a detecção dos limites dos objetos verdes em relação ao solo se torna críticos principalmente na qualidade de identificação dos contornos dos objetos.

Apesar do gráfico de diagramas demonstrar as informações de forma resumida, não é possível identificar os valores de cada

ponto. Assim, um gráfico de dispersão foi confeccionado (Figura 11), possibilitando a visualização da taxa de acerto na estimativa de contagem de cada ponto em ordem crescente. É possível observar que as taxas de acerto foram proporcionais entre os 3 grupos. As taxas de acerto seguiram uma proporcionalidade. Altas taxas de acerto advindas do processamento da imagem original, proporcionaram altas taxas de acerto nos processamentos conseguintes. Porém, como visto no gráfico de diagramas, 75% dos dados foram superestimados, ou seja, realizaram uma contagem acima do número real. Isto é possível de ser observado já no início do gráfico próximo ao eixo das variáveis independentes.

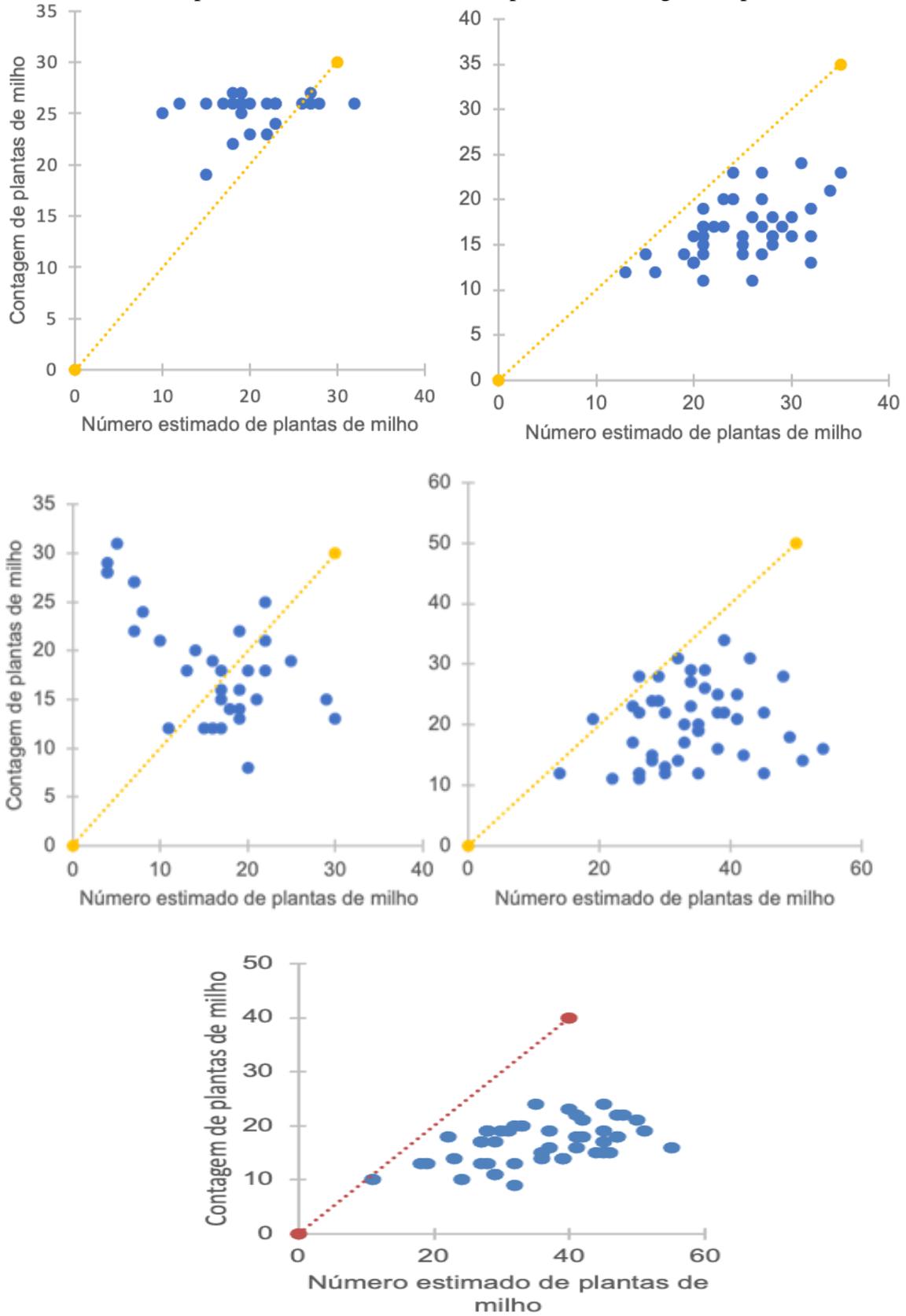
Figura 5. Taxa de acerto da estimativa de contagem de plantas de milho em diferentes resoluções espaciais, originalmente de 2 e 4 vezes reduzidas.



Por fim, foi confeccionado o gráfico de dispersão sobre os valores da estimativa de contagem de plantas de milho e o valor atual de contagem sobre a estimativa de contagem nas imagens originais (Figura 6). Neste gráfico pode-se observar o quão distantes os valores estimados estão dos valores atuais. Neste gráfico também é possível observar a dispersão já observada nas figuras anteriores, com o melhor entendimento das características de cada área a qual foi submetido a coleta das

imagens. Todas as áreas resultaram em elevadas dispersões, porém na área 01, é possível observar a maior aproximação dos dados em relação a reta atual. Nas áreas 02, 04 e 05 os pontos abaixo da reta, mostram que as estimativas de contagem nas áreas foram superestimadas com diferenças, em média, de 61, 110 e 163%, respectivamente. Já para a área 01, a contagem através deste fluxograma de trabalho foi subestimada em média 18,5%.

Figura 6. Gráfico de dispersão do número estimado de plantas e contagem de plantas de milho.



Trabalhos atuais retratam o uso de veículos terrestres e imagens de satélite para estimar as condições das plantas em condições de campo. A primeira técnica é baseada em robôs que recobrem uma pequena área e dependem de um terreno acessível para o tráfego. A segunda forma de aquisição de dados, por outro lado, não atinge resoluções passíveis para atingirem os níveis satisfatórios para este tipo de processamento e análise. Resultados satisfatórios foram obtidos pelo uso combinado de RPAs e contagem de plantas de milho em estágio vegetativo inicial através da classificação por árvore de decisão (VARELA *et al.*, 2018). A proposta deste fluxograma de trabalho faz-se o uso dos avanços tecnológicos existentes, através dos equipamentos *of-the-shelf* capazes de se movimentarem sobre o espaço aéreo e capturar imagens de forma autônoma, combinados com programas de código aberto e livre para a identificação de plantas de milho em estágio vegetativo inicial, nas condições de campo comercial de produção de grãos.

Algumas limitações a partir desta pesquisa em campo podem ser observadas: (i) a coleta de dados em estágios vegetativos mais avançados podem diminuir a taxa de acerto deste fluxograma pela sobreposição de folhas entre as plantas das linhas, promovendo a subestimação do número de plantas; (ii) a densidade de plantas (plantas por hectare) não foi calculada pois não foi foco do artigo, além da necessidade de alta acurácia na posição da RPA, valores estes somente atingidos através do uso de receptores dos sistemas globais de navegação por satélite como o RTK (real time kinematic) ou PPK (post processed kinematic). Uma estratégia para entregar maiores informações sobre a área, com maior eficácia, e rápidos modelos é através da coleta de dados por sub-amostragem e análise espacial. Este é um grande potencial para os grandes custos computacionais necessários para o processamento, além da diminuição da resolução das imagens quando passam pelo processo de mosaicação de imagens.

A principal contribuição deste artigo está direcionada ao desenvolvimento de um procedimento para a gestão das operações realizadas na cultura do milho em estágio

inicial pelos produtores rurais. O artigo está fundado em uma metodologia que associa as imagens tradicionais e o processamento de imagens em programa de código aberto e livre. O resultado deste fluxograma de trabalho possibilita a contagem de forma digitalizada de plantas de milho com o uso de RPAs de pequeno porte e sensores RGB, contribuindo na otimização de coleta de dados em fases iniciais da cultura do milho.

Trabalhos futuros devem abordar: (a) câmeras com sensores capazes de produzir uma resolução maior (b) possíveis influências do vento na qualidade das imagens coletadas e nas possíveis diferenças na contagem e classificação (c) explorar o potencial das diversas opções de remoção de solo, a partir de outros índices.

4 CONCLUSÃO

Um fluxograma de trabalho para identificar as plantas de milho em condições de campo comercial foi avaliado. A metodologia utilizada foi através da coleta de imagens aéreas na detecção da geometria da vegetação existente na área com posterior processamento para a identificação das características vegetais. A proposta utilizada neste artigo foi a implementação e o teste do fluxograma através do uso de dados coletados a partir de uma Aeronave Remotamente Pilotada de pequeno porte em uma fazenda de produção de grãos com potenciais para o escalonamento no uso das operações em condição à campo. Apesar do fluxograma apresentar-se capaz de reproduzir as análises propostas, com a taxa de acerto variando entre 39% e 219%, a necessidade de um melhor ajuste no processamento ainda se faz necessário. A imagem original com resolução de 0,66 mm na identificação e contagem de plantas de milho obteve a melhor taxa de acerto (135%), ou seja, 35% a mais da contagem esperada. Ao passo em que a redução da imagem em 4x afetou negativamente a taxa de acerto devido a basicamente duas características: baixa sensibilidade a identificação dos contornos verdes das plantas e a diminuição da capacidade do modelo topográfico utilizada na identificação da geometria do objeto analisado. Os resultados

indicam que a fase ideal para a coleta das imagens na estimativa de contagem de plantas é entre 2 e 3 folhas.

5 REFERÊNCIAS

BENDIG, J.; WILLKOMM, M.; TILLY, N.; GNYP, M. L.; BENNERTZ, S.; LENZ-WIEDEMANN, V. I. S.; BARETH, G.; MIAO, Y.; CAO, Q. Very high resolution Crop Surface Models (CSM) from UAV-based stereo images for rice growth monitoring in Northeast China. **gis.Science - Die Zeitschrift für Geoinformatik**, Minnesota, v. 40, n. 1, p. 1-9, 2015.

CLEVERS, J. G. P. W.; KOOISTRA, L. Using hyperspectral remote sensing data for retrieving canopy chlorophyll and nitrogen content the potential of plant-soil feedback view project using hyperspectral remote sensing data for retrieving canopy chlorophyll and nitrogen content. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, Middelburg, v. 5, n. 2, p. 574-583, 2012.

GNÄDINGER, F.; SCHMIDHALTER, U. Digital counts of maize plants by Unmanned Aerial Vehicles (UAVs). **Remote Sensing**, Freising - Alemanha, v. 9, n. 6, p. 544 , 2017.

GÓMEZ-CANDÓN, D.; VIRLET, N.; LABBÉ, S.; JOLIVOT, A.; REGNARD, J. L. Field phenotyping of water stress at tree scale by UAV-sensed imagery: new insights for thermal acquisition and calibration. **Precision Agriculture**, Meddeelin, v. 17, n. 6, p. 786-800, 2016.

HUNT, E. R.; DEAN HIVELY, W.; FUJIKAWA, S. J.; LINDEN, D. S.; DAUGHTRY, C. S. T.; MCCARTY, G. W. Acquisition of NIR-green-blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring. **Remote Sensing**, Basel, v. 2, n. 1, p. 290-305, 2010.

JORGE, L. A. C.; BRANDÃO, Z. N.; INAMASU, R. Y. Insights and recommendations of use of UAV platforms in

precision agriculture in Brazil. **Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XVI**, Amstherdam, v. 9239, n. 2004, p. 923911, 2014.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Fundamentos de metodologia científica**. 5. ed. São Paulo: Atlas, 2003.

MAPA. **Projeções do Agronegócio: Brasil 2018/2019 a 2029/29**. Projeções de longo prazo. Brasília, DF: Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento, 2019. Disponível em: <http://www.agricultura.gov.br/assuntos/politica-a-agricola/todas-publicacoes-de-politica-agricola/projecoes-do-agronegocio/projecoes-do-agronegocio-2018-2019-2028-2029/view>. Acesso em: 8 de maio de 2021.

MATHEWS, A. J.; JENSEN, J. L. R. Visualizing and quantifying vineyard canopy LAI using an unmanned aerial vehicle (UAV) collected high density structure from motion point cloud. **Remote Sensing**, Basel, v. 5, n. 5, p. 2164-2183, 2013.

MATIAS, F. I.; CARAZA-HARTER, M. V.; ENDELMAN, J. B. FIELDimageR: An R package to analyze orthomosaic images from agricultural field trials. **The Plant Phenome Journal**, Madison, v. 3, n. 1, p. 1-6, 2020.

PAU, G.; FUCHS, F.; SKLYAR, O.; BOUTROS, M.; HUBER, W. EBImage-an R package for image processing with applications to cellular phenotypes. **Bioinformatics**, Oxford, v. 26, n. 7, p. 979-981, 2010.

PEÑA, J. M.; TORRES-SÁNCHEZ, J.; CASTRO, A. I.; KELLY, M.; LÓPEZ-GRANADOS, F. Weed mapping in early-season maize fields using object-based analysis of unmanned aerial vehicle (UAV) images. **PLoS ONE**, São Francisco, v. 8, n. 10, p. 1-11, 2013.

PÖLÖNEN, I.; SAARI, H.; KAIVOSOJA, J.; HONKAVAARA, E.; PESONEN, L. Hyperspectral imaging based biomass and

nitrogen content estimations from light-weight UAV. **Proceedings of SPIE**, Dresden, v. 8887, p. 88870J-1-88870J-9, 2013. Trabalho apresentado no 15° Remote Sensing For Agriculture, Ecosystems, and Hydrology, 2013, Dresden.

RODRIGUES, B. T.; RODRIGUES, M. T.; CAMPOS, S.; CAMPOS, M.; TARUMOTO, M. B. Possibilidades e métodos de utilização no uso de DRONES/VANTS na agricultura. *In*: PUTTI, F. F.; SILVA, A. L. C.; GABRIEL FILHO, L. R. A. (org.). **Tecnologias em agricultura sustentável**. Tupã: Associação Amigos da Natureza da Alta Paulista, 2017. p. 249-269.

SALAMÍ, E.; BARRADO, C.; PASTOR, E. UAV flight experiments applied to the remote sensing of vegetated areas. **Remote Sensing**, Basel, v. 6, n. 11, p. 11051-11081, 2014.

SANGOI, L.; SCHMITT, A.; VIEIRA, J.; PICOLI JÚNIOR, G. J.; SOUZA, C. A.; CASA, R. T.; SCHENATTO, D. E.; GIORDANI, W.; BONIATTI, C. M.; MACHADO, G. C.; HORN, D. Variabilidade na distribuição espacial de plantas na linha e rendimento de grãos de milho. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo**, Belo Horizonte, v. 11, n. 3, p. 268-277, 2012.

SOARES FILHO, R.; CUNHA, J. P. A. R. Agricultura de precisão: Particularidades de sua adoção no sudoeste de goiás - Brasil. **Engenharia Agrícola**, Jaboticabal, v. 35, n. 4, p. 689-698, 2015.

VARELA, S.; DHODDA, P.; HSU, W.; PRASAD, P. V.; ASSEFA, Y.; PERALTA, N.; GRIFFIN, T.; SHARDA, A.; FERGUSON, A.; CIAMPITTI, I. Early-season stand count determination in corn via integration of imagery from unmanned aerial systems (UAS) and supervised learning techniques. **Remote Sensing**, Basel, v. 10, n. 3, p. 343, 23 fev. 2018.

SILVA, P. R. A.; TAVARES, L. A. F.; SOUSA, S. F. G.; CORREIA, T. P. S.; RIQUETTI, N. B. Rentabilidade na semeadura cruzada da cultura da soja. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v. 19, n. 3, p. 293-297, 2015.

SOILLE, P. **Morphological Image Analysis: Principles and Applications**. 2. ed. Berlim: Springer-Verlag, 2013. v. 20.

THORP, K. R.; STEWARD, B. L.; KALEITA, A. L.; BATCHELOR, W. D. Using aerial hyperspectral remote sensing imagery to estimate corn plant stand density. **Transactions of the ASABE**, St. Joseph, v. 51, n. 1, p. 311-320, 2008.

TORRES-SÁNCHEZ, J.; PEÑA, J. M.; ASTRO, A. I.; LÓPEZ-GRANADOS, F. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV. **Computers and Electronics in Agriculture**, Amsterdam, v. 103, p. 104-113, 2014.