

Desenvolvimento de mosaico de imagens para automatização de processos na fruticultura de precisão

Tassiane Barbara Perico Anzolin
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Medianeira, Paraná, Brasil
tassianeanzolin@alunos.utfpr.edu.br

Luciano Gebler
Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
Bento Gonçalves, Rio Grande do Sul, Brasil
luciano.gebler@embrapa.br

Pedro Luiz de Paula Filho
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Medianeira, Paraná, Brasil
pedrol@utfpr.edu.br

Paulo Cesar Tonin
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Medianeira, Paraná, Brasil
pctonin@utfpr.edu.br

Abstract—The present work, in progress, aimed to detail the development of automation in the production of perennial fruit crops using image mosaic construction methods. The solution consists of using computer vision techniques based on the open source OpenCV library for image capture and processing, acting as a facilitator in the planning of planting, control and harvesting of apples in orchards with greater qualitative and quantitative performance.

Keywords—Precision agriculture; image stitching; agricultural automation.

Resumo— O presente trabalho, em andamento, teve por objetivo detalhar o desenvolvimento de automação na produção das culturas de frutas perenes usando métodos de construção de mosaico de imagens. A solução consiste na utilização de técnicas de visão computacional baseadas na biblioteca *open source* OpenCV para a captação e processamento de imagens, atuando como facilitadora no planejamento do plantio, controle e colheita de maçãs em pomares com maior desempenho qualitativo e quantitativo.

Palavras-chave—Fruticultura de precisão; mosaico de imagens; automação agrícola;

I. INTRODUÇÃO

A agricultura vem passando por diversas transformações com o surgimento de novas tecnologias, possibilitando o aumento do potencial do sistema de produção devido ao crescimento na necessidade de alimentos, aliada às questões ambientais e socioeconômicas [1]. Nesse contexto, a agricultura de precisão (AP) tem como principal objetivo o desenvolvimento de métodos que garantam a quantidade e a qualidade nos processos de plantio, monitoramento de pragas, controle de doenças e estimativa de previsão da quantidade a ser colhida por meios computacionais [2].

Por sua vez, a fruticultura de precisão (FP) baseia-se na aplicação de procedimentos e equipamentos no campo das frutas perenes, os quais visam o aperfeiçoamento de toda a cadeia produtiva, desde o planejamento até a avaliação dos resultados finais. Consoante a isso, de acordo com Gebler

[3], pela indispensabilidade de acompanhamento do processo em grandes áreas, surgiu a necessidade de realizar tais atividades de coleta e análise de dados na fruticultura de maneira mais automatizada, como também, segundo Braga e Pinto [4], para aumentar o retorno econômico e reduzir impactos ambientais.

É notável, portanto, que o uso de Processamento Digital de Imagens (PDI) pode auxiliar nos processos da FP. No que corresponde à definição de um de seus recursos, o mosaico de imagens (do inglês, *image stitching*) define-se como a junção de duas ou mais imagens que geram uma imagem maior pela operação de *blending* (caracterizada pela suavização da transição entre as fotos e sobreposição de objetos semelhantes) [5].

Diversos artigos têm sido publicados na área de captura e processamento de imagens para automatização de processos na agricultura de precisão. No que consiste ao uso de mosaicos de imagens, Tarallo et al. [6] empregaram tais conceitos em imagens aéreas como obtenção mais rápida de informações no auxílio de diagnóstico de diversas culturas no que corresponde a queimadas, controle de pragas, entre outros. Também, Cruvinel e Karam [7] propuseram uma abordagem relacionada à aplicação mapeada de herbicidas na cultura do milho.

Já, no que corresponde ao pós-processamento das imagens feitas, Kestur et al. [8] desenvolveram um método de pós-processamento de imagens capturadas para realizar a detecção e contagem de mangas em um pomar e Li et al. [9] aplicaram este mesmo conceito na detecção prévia de doenças em árvores frutíferas com o apoio de redes neurais convolucionais, evidenciando a indispensabilidade do uso de novas tecnologias na agricultura de precisão.

Diante disso, o presente estudo tem como objetivo o desenvolvimento de mosaicos de imagens pela operação de *blending* com a finalidade de automatizar os processos de detecção de maçãs, para que seja possível, por exemplo, realizar uma estimativa da quantidade de frutos a serem colhidos apenas com o pós-processamento das imagens feitas com a passagem de um trator de pulverização no campo.

Sendo assim, a FP associada aos métodos de captação e processamento de imagens, em especial a construção de mosaicos de imagens para detecção de frutos, torna-se uma ferramenta facilitadora na gestão da produção de maçãs em pomares, otimizando tempo, capital e a qualidade de vida dos trabalhadores envolvidos, conforme apresentado também por Bassoi et al. [10].

II. MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta pesquisa foram simulados cenários semelhantes aos de pomares de maçãs da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa) no Rio Grande do Sul. A Figura 1 apresenta uma imagem da área a ser pesquisada.



Fig. 1. Uma macieira localizada na Embrapa Uva e Vinho (Fonte: Embrapa)

No que se refere à altura das macieiras, têm-se como média uma altura de 4 metros (aproximadamente 0,5 metros de tronco e 3,5 metros de copa da árvore). Esta informação é essencial para que as câmeras sejam posicionadas de forma estratégica para a captura de toda a área em que possam haver frutas. Sendo assim, há a necessidade de que sejam utilizadas mais que duas câmeras para que a macieira seja capturada por completo. Também, conseqüentemente, evidencia-se a importância do mosaico de imagens para que tais capturas possam ser sobrepostas, otimizando análises futuras.

Em relação ao espaçamento entre árvores de uma mesma fileira, a distância média entre uma árvore e outra, é

de aproximadamente 1 metro. Já a distância entre fileiras, corredor em que as máquinas agrícolas transitam, varia de 0,9 até 1,7 metros. Tal distância corresponde ao valor compreendido entre o centro de um trator genérico e uma macieira de porte adulto. Sendo assim, uma boa captação de imagens depende do posicionamento das câmeras. Se estiverem lateralmente dispostas, essa distância não será tão otimizada quanto se estiverem posicionadas nas diagonais. Ou seja, a câmera esquerda captando o lado direito e vice-versa. Ademais, segundo informado, a velocidade máxima de um trator na área não excede 10 Km/h.

No que diz respeito às imagens capturadas e aos objetos a serem analisados, o processo de mosaico de imagens será utilizado consoante ao método de *blending*, demonstrado visualmente na Figura 2. A partir das imagens menores (Figura 2a, 2b, 2c e 2d), são encontrados pontos-chave (*key points*), em cada uma delas, e ao se encontrar o mesmo *key-point* em duas ou mais imagens sobrepostas, é possível fazer a fusão das mesmas gerando então um mosaico. Esses conceitos foram referenciados por Brown e Lowe [11] e consistem em ferramentas imprescindíveis para o desenvolvimento do presente trabalho.

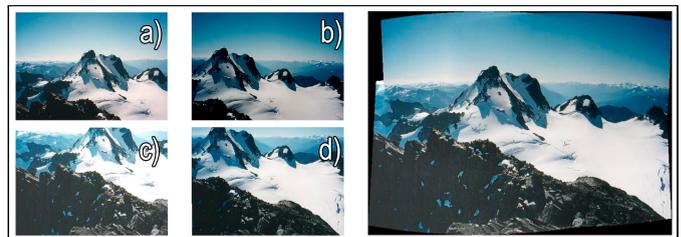


Fig. 2. Exemplo de mosaico usando o método de *blending* (Fonte: Brown e Lowe [11])

A motivação para o uso de tais técnicas é o cuidado para que uma mesma fruta não seja contada mais que uma vez, pois o mesmo fruto pode aparecer em duas ou mais fotos. As Figuras 3 e 4 ilustram essa questão. Perceba que as maçãs aparecem mais de uma vez nas capturas originais (Fig. 3), porém no mosaico (Fig. 4) são identificadas individualmente.

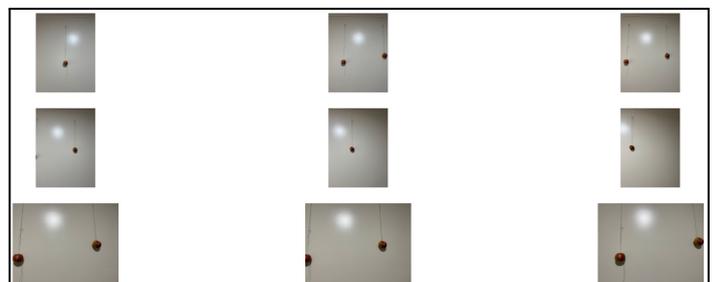


Fig. 3. Imagens originais (Fonte: Autoria Própria)



Fig. 4. Mosaico de imagens obtido (Fonte: Autoria Própria)

Para a realização dos mosaicos, foram utilizadas metodologias de código aberto, devido à alta flexibilidade de seus usos e diversidade de estudos disponíveis. Como linguagem de programação foi utilizado o Python aliado à biblioteca de código aberto OpenCV (*Open Source Computer Vision*). O Python foi escolhido porque possui código aberto, podendo ser usado livremente para fins estudantis ou comerciais, e possui uma comunidade numerosa. O OpenCV foi utilizado para o desenvolvimento dos códigos de captura das imagens e do pós-processamento, esta biblioteca foi criada em 1999 pela Intel como um projeto de pesquisa e mais tarde aprimorada para o uso de unidades de processamento gráfico (GPUs). Tornando-se, assim, uma ferramenta muito eficiente e estado-da-arte na área da Visão Computacional [12; 13]. Essa biblioteca possui múltiplas classes e recursos gráficos para o processamento em tempo real ou posterior de imagens e vídeos.

Para o processamento das imagens, visto que futuramente essa solução será embarcada em um trator, e a captura das mesmas, escolheu-se um microcomputador de placa única, o Raspberry Pi, para a portabilidade do protótipo e câmeras USB conectadas ao mesmo. A utilização de, no mínimo, duas câmeras é necessária para que seja possível capturar a macieira por completo, já que o campo de visão depende da distância focal da câmera. Tendo como exemplo, uma das câmeras USB analisadas precisava estar a uma distância de 1,3 metros para que um objeto de 1 metro de altura fosse capturado por completo.

III. DISCUSSÃO

A fim de simular a utilização com movimentação e a captura completa de uma árvore, foram capturadas imagens a cada 2 segundos de uma paisagem comum e cada quadro foi separado em uma pasta contendo a sequência tirada. Por exemplo: os quadros tirados, de todas as câmeras, no momento 0 foram salvos na pasta “Quadro 1”, já os quadros seguintes capturados no momento 1 foram salvos na pasta “Quadro 2” e assim por diante. Além disso, para simular o movimento do trator, foi deslocado o suporte em linha reta a

cada captura de novas imagens. A Figura 5 consiste em uma matriz de imagens capturadas da forma citada.



Fig. 5. Imagens capturadas (Fonte: Autoria Própria)

A partir das imagens originais, foi feito o mosaico das imagens para fins de análise dos métodos. Como resultado, teve-se a Figura 6 abaixo:



Fig. 6. Mosaico realizado (Fonte: Autoria Própria)

Desta forma, com o *stitching* obteve-se uma imagem panorâmica das capturas feitas. Verifica-se que essa imagem ampliada fez corretamente a sobreposição dos objetos que se repetem, mantendo suas características e atendendo assim às expectativas do estudo e de suas futuras aplicações.

IV. RESULTADOS E CONCLUSÃO

Os objetivos deste trabalho foram apresentar uma solução para a automatização de processos na fruticultura de precisão e, por consequência, desenvolver os conceitos de mosaicos de imagens no contexto apresentado. Tais soluções constituem-se em essenciais para a próxima etapa do trabalho, a detecção de frutos.

Os testes apresentados nesta pesquisa serviram de base para serem aplicados na sede da Embrapa Uva e Vinho, em Bento Gonçalves, Rio Grande do Sul. As imagens serão captadas no período de colheita da maçã em Janeiro/Fevereiro de 2022, para que o presente estudo seja concluído.

Para as próximas etapas, também têm-se como objetivo a aplicação no trator com um protótipo estabilizador das imagens, para que auxilie no pós-processamento. Da mesma forma, como trabalho futuro, pretende-se criar uma rede neural convolucional para a realização da detecção dos



objetos e contagem de quantas frutas são identificadas no processo.

AGRADECIMENTOS

Gostaríamos de agradecer ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPQ) pela concessão da bolsa de Iniciação Científica que permitiu o apoio financeiro a este projeto.

Agradecemos também aos membros da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa) pela oportunidade de realizar este estudo.

REFERÊNCIAS

- [1] SANTOS, Aline; NASCIMENTO, Fábio. Transformações ocorridas ao longo da evolução da atividade agrícola: algumas considerações. ENCICLOPÉDIA BIOSFERA, v. 5, n. 08, 2009.
- [2] GEBLER, Luciano et al. Appleshow: sistema de informação geográfica (SIG) de baixo custo para geração de mapas para a cultura da macieira. In: Embrapa Uva e Vinho-Resumo em anais de congresso (ALICE). Vol II-Resumos. Fraiburgo, SC: Epagri, 23 a 25 jul. 2019. p. 134., 2019.
- [3] GEBLER, L. Você está pronto para a fruticultura de precisão?. Embrapa Uva e Vinho-Artigo de divulgação na mídia (INFOTECA-E), 2020.
- [4] BRAGA, Ricardo; PINTO, Pedro Aguiar. Agricultura de precisão: adoção & principais obstáculos. 2011.
- [5] BAGLI, Vantier Veronezi; FONSECA, Leila Maria Garcia. Mosaico de Imagens baseado na Análise em Múltiplas Resoluções. In: GeoInfo. 2005. p. 236-244.
- [6] TARALLO, A. de S. et al. Uso de mosaico de imagens aéreas como ferramenta de auxílio ao diagnóstico de diversas culturas. Embrapa Instrumentação-Capítulo em livro científico (ALICE), 2014.
- [7] CRUVINEL, Paulo E.; KARAM, Décio. Método de reconhecimento baseado no uso de informações de textura e visão computacional. Embrapa Milho e Sorgo-Capítulo em livro científico (ALICE), 2011. padrões de plantas invasoras de folhas largas e estreitas da cultura do milho (*Zea mays* L.) b
- [8] KESTUR, Ramesh; MEDURI, Avadesh; NARASIPURA, Omkar. MangoNet: A deep semantic segmentation architecture for a method to detect and count mangoes in an open orchard. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 77, p. 59-69, 2019.
- [9] LI, Honglei et al. A Fruit Tree Disease Diagnosis Model Based on Stacking Ensemble Learning. Complexity, v. 2021, 2021.
- [10] BASSOI, Luís Henrique et al. Agricultura de precisão em fruticultura. Embrapa Clima Temperado-Capítulo em livro científico (ALICE), 2014.
- [11] BROWN, Matthew; LOWE, David G. Automatic panoramic image stitching using invariant features. International journal of computer vision, v. 74, n. 1, p. 59-73, 2007.
- [12] CULJAK, Ivan et al. A brief introduction to OpenCV. In: 2012 proceedings of the 35th international convention MIPRO. IEEE, 2012. p. 1725-1730.
- [13] BRADSKI, Gary; KAEHLER, Adrian. Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library. " O'Reilly Media, Inc.", 2008.