
**CÁLCULO AUTOMÁTICO DE ÁREA FOLIAR DA SOJA
DANIFICADA**

AUTOMATIC CALCULATION OF DAMAGED SOYBEAN LEAF AREA

Alisson Fernando Claviso Margiotti*
Ricardo Inácio Álvares e Silva**

RESUMO

Produtores agrícolas enfrentam diariamente problemas relacionados ao manejo de pragas em suas plantações, onde a maioria das pragas afetam diretamente a área foliar da planta, prejudicando seu processo fotossintético e assim afetando diretamente na qualidade do produto e renda do produtor. Este trabalho apresenta uma forma mais inteligente de integrar a agricultura de precisão com técnicas voltadas à tecnologia de visão computacional no manejo de pragas na cultura da soja, substituindo as análises geralmente feitas através de técnicas e cálculos dependendo diretamente de um técnico agrícola que muitas vezes não tem disponibilidade e não gera um resultado com muita precisão, além do alto tempo e ser muito trabalhosas. A tecnologia descrita neste trabalho permite um cálculo preciso da região foliar danificada para assim orientar o agricultor para tomar medidas preventivas em determinadas áreas onde o índice de área danificada excede o nível aceito, assim podendo descartar regiões de normalidade diminuindo a quantidade de agrotóxicos aplicados, conseqüentemente menos prejuízo para o agricultor e mais qualidade do produto.

11

Palavras-chave: Agricultura de precisão. Visão computacional. Manejo integrado de pragas (MIP). Processamento de imagens. Geometria computacional.

ABSTRACT

Farmers face daily problems related to pest management in their plantations, where most of these pests directly affect the leaf area of the plant, damaging the photosynthetic process of the plant and thus affecting directly the quality of the product and income of the producer. This work presents a smarter way of integrating precision agriculture with techniques focused on the technology of computational vision in pest management in the soybean crop, replacing the analyzes usually made through techniques and calculations depending directly on an agricultural technician who often does not has availability and does not generate a result with much precision, besides the high time and be very laborious techniques. The technology cited in this work allows a precise calculation of the damaged leaf area to guide the

* Discente do Centro Universitário Filadélfia de Londrina (UNIFIL). E-mail: alissonf27@gmail.com

** Docente do Centro Universitário Filadélfia de Londrina (UNIFIL). E-mail: ricardo.silva@unifil.br

farmer to take preventive measures in certain areas where the index of damaged area exceeds the accepted level, thus being able to discard regions of normality reducing the amount of pesticides applied, consequently less damage to the farmer and more product quality.

Keywords: Precision Agriculture. Computer Vision. Integrated Pest Management (IPM). Image Processing. Computational Geometry.

1 INTRODUÇÃO

Um novo método de produção e gerenciamento vem se destacando no meio agrícola. Com a automação de tarefas trabalhosas e demoradas, a agricultura de precisão está cada vez mais presente entre os produtores rurais, tendo como principais propostas o corte de gastos e a redução do nível de agrotóxicos utilizados nas lavouras, objetivando, dessa forma, alcançar um nível mais elevado de produtividade e qualidade dos produtos por meio da inserção de novas tecnologias nesse meio. A agricultura de precisão se estende por vários métodos de trabalho, como o monitoramento e detecção de variáveis ambientais, orientando a tomada de decisões mais inteligentes no campo. Como o custo de produção é fator determinante em relação ao investimento do produtor para o aumento da produtividade utilizando a aplicação de insumos (BORTH et al., 2014), existe uma grande oportunidade de se apresentar um trabalho em que mostre uma visão diferente, mais fácil e com menor custo de como controlar os pontos de focos de pragas direcionando com precisão a aplicação de insumos e agrotóxicos nessas determinadas áreas e não tratando toda a extensão da lavoura, consequentemente melhorando a qualidade do produto. Este trabalho foca no estudo sobre Manejo Integrado de Pragas (MIP), que consiste na otimização do controle de pragas agrícolas (ácaros, insetos, doenças e plantas daninhas) na cultura da soja, mais especificamente na primeira etapa desse tipo de técnica, o “Reconhecimento do Problema”.

O trabalho de identificação de área foliar danificada é comumente realizado por técnicos agrícolas ou agrônomos, porém eles nem sempre estão disponíveis e, mesmo quando estão, seu trabalho tende ser muito complexo e pode resultar em dados imprecisos. Com o devido estudo, por meio do uso de técnicas de visão e

geometria computacional para análise e processamento de imagens, é possível indicar focos de pragas de forma mais ágil e precisa, facilitando a tomada de decisão no que compete à aplicação de insumos apenas nos locais de foco, sem causar desperdício. Como a planta depende da fotossíntese realizada em sua região foliar para sobreviver (FAVARIN et al., 2002), é de suma importância a identificação de área foliar danificada para a aplicação de técnicas como a poda, a adubação e a densidade de plantio (GASSEN et al., 2005).

Com a identificação da área foliar danificada é possível realizar a quantificação de danos por pragas e doenças na folha. Com os dados obtidos pela quantificação podemos avaliar as medidas preventivas para determinadas áreas onde o nível de dano está acima do aceitável e assim descartar as regiões onde o nível é baixo. Técnicas de medição são aplicadas por agrônomos baseando-se em uma estimativa de porcentagem apenas pela visão, porém técnicas com ferramentas de cálculos de medição também são muito utilizadas, mas demandam muito tempo e trabalho e, geralmente, o resultado não é preciso. Mesmo tendo vários tipos de técnicas de diagnóstico, a falta de precisão é um grande problema (JÚNIOR et al., 2016). Em vista dessa problemática, com o avanço da computação, mais especificamente com o uso da visão computacional, processamento digital de imagens e geometria computacional, é possível ter cálculos mais precisos, se comparados aos cálculos realizados por humanos.

13

2 VISÃO COMPUTACIONAL

Apesar de já existirem pesquisas sobre a tecnologia de visão computacional, o termo se consolidou apenas no final da década de 1970, quando os computadores já possuíam capacidade de processar um grande conjunto de dados. Com o aprofundamento de estudos sobre esse tipo de tecnologia em que uma máquina poderia ser programada para processar imagens, reconhecer padrões, detectar eventos, aprendizado de máquina e diversas outras questões relacionadas ao estudo da matriz de *bits* que compõem uma imagem digital bidimensional, ou seja, a extração e manipulação de informações disponibilizadas na imagem digital, descobriram novas aplicações para a computação utilizando esse novo tipo de

tecnologia, incluindo as técnicas utilizadas em questão já discutidas acima. A visão computacional tem a capacidade de extrair informações relevantes a partir de imagens capturadas pelos mais diversos tipos de sensores óticos, como câmeras fotográficas, vídeos, sensores, entre outros dispositivos, para automatizar a tomada de decisão em um sistema, (Shapiro et al., 2001). Como entrada de dados uma imagem e, como saída, a interpretação parcial ou total dessa imagem (Marengoni et al., 2009).

Segundo Borth *et al.* (2014), a visão computacional significa a interpretação e análise de imagens digitais na perspectiva de uma máquina, sendo possível processar uma imagem digital em diferentes etapas nas quais a maioria envolve diretamente matemática e estatística computacional em seus algoritmos e necessitam de técnicas auxiliares para o sucesso de cada etapa em questão. Com o uso de algoritmos visando automatizar tarefas que são realizadas normalmente pela visão humana melhorando significativamente a precisão na qual as informações são extraídas e processadas, facilitando assim as tomadas de decisão. Essas etapas de processamento de imagens utilizadas neste trabalho entram no campo da Visão Computacional chamado de Técnicas de Processamento de imagens ou Processamento Digital de Imagens (PDI). Segundo Facon *et al.* (2016), a estrutura funcional completa de um sistema desenvolvido com base em PDI consiste em 4 etapas elencadas nas seguintes subseções.

14

2.1 AQUISIÇÃO DA IMAGEM

É a primeira etapa de um sistema que compõe PDI, nela é feita a captura da imagem a ser analisada. Pode ser realizada por qualquer dispositivo desde que tenha capacidade de captura, armazenamento e transmissão de uma imagem, por exemplo, câmaras digitais, celulares, smartphones, tablets, infravermelho, câmeras de segurança, scanners, dentre outros Borth *et al.* (2014). Para este trabalho a aquisição da imagem será como se a origem fosse de um celular ou uma câmera fotográfica com boa resolução e tendo boas condições de luminosidade. É feito um isolamento da folha de todo o fundo do ambiente devidamente enquadrada na

imagem e com o auxílio de uma placa que tenha a superfície completamente lisa e branca para apoiar a folha corretamente.

2.2 PRÉ-PROCESSAMENTO

O objetivo desta etapa é preparar e realçar as características da imagem trabalhando com um melhoramento da sua qualidade removendo em partes o ruído da imagem, realçando as bordas e retirando sombras para garantir melhor aplicação das técnicas do sistema de PDI subsequentes (MURA et al., 2007).

Para o melhoramento do ruído é possível utilizar uma técnica que se aplica um filtro chamado de “Filtro da mediana”, que consiste em definir um quadro de pixels $N \times N$ (onde N significa a quantidade de pixels) que são agrupados em ordem e o pixel central recebe a mediana deste espaço amostral (MURA et al., 2007).

A seguinte função demonstra como utilizar o filtro da mediana:

$$med(x, y) = v(N + 1 / 2);$$

Onde:

v = vetor ordenado de pixels;

N = dimensão do vetor.

O realce da borda pode ser alcançado com uma técnica remoção de sombras da imagem que consiste em transformar a imagem original do espaço de cores RGB, que é um sistema de cores aditivas em que o Vermelho (**R**ed), o Verde (**G**reen) e o Azul (**B**lue) são combinados de várias formas de modo a reproduzir um largo espectro cromático, para o espaço de cores HSV, que é a abreviatura para o sistema de cores formadas pelas componentes *hue* (matiz), *saturation* (saturação) e *value* (valor). No espaço de cores HSV os pixels pertencentes a região da sombra possuem um alto tom no (H), uma alta saturação no (S) e uma baixa intensidade no (V) (SHUGEN et al., 2003). Em Júnior *et al.* (2016), após uma análise de 148 imagens de amostras foliares, foi gerado um histograma médio do canal H, nele é possível visualizar que a maioria dos valores de (H) estão abaixo de 108° o que

significa que tudo acima desse limiar traçado pode ser classificado como pixels de sombra e podendo assim subtraí-los da imagem.

2.3 SEGMENTAÇÃO

A etapa de segmentação consiste em separar o objeto principal (amostra foliar) de análise da imagem em questão de todo do fundo da imagem, essa técnica de separação de objeto e fundo é chamada de limiarização. Um dos algoritmos que auxiliam essa separação mais utilizado, é o de limiarização automática de Otsu (OTSU; 1979), que recebe uma imagem devidamente pré-processada e transformada em tons de cinza como parâmetro, demonstrado pela Figura 1.

Figura 1 – Conversão de imagem em tons de cinza.



Fonte: <http://www.revistacampoenegocios.com.br/alerta-geral-novas-pragas-sao-um-risco-para-a-safra-201516/>, Crédito Claudinei Kappes

O Algoritmo de Otsu avalia o histograma de pixels da imagem em duas classes, pixel do objeto (i) e pixel do fundo (e). O critério para tomada de decisão para a atribuição das classes de cada pixel, parte de um valor global chamado limiar que é calculado e estabelecido automaticamente pelo algoritmo de Otsu onde tudo pixel com valor abaixo desse limiar são apontados como objeto e os demais como fundo Júnior *et al.* (2016). Todos esses processos de análise e classificação de pixels resultam em uma imagem binária que é demonstrada na figura 2.

Após a imagem estar segmentada corretamente, é possível melhorar ainda mais a qualidade futura e precisão do cálculo, a possibilidade de remoção de objetos indesejáveis como ciscos, algum objeto capturado a mais na imagem por não ter sido corretamente enquadrada na primeira etapa, ou seja, tudo que não pertença a análise, restando somente a amostra foliar. Essa remoção de objetos indesejáveis pode ser feito pelo Algoritmo de Rotulação descrito em Pedrini *et al.* (2008), que consiste em considerar apenas os pixels de valor 0 (preto) e excluir todos os objetos conexos exceto o maior, ou seja, a amostra foliar.

Figura 2 - Resultado da segmentação e remoção de objetos indesejáveis



Fonte: Júnior et al. (2016, p. 4).

2.4 INTERPRETAÇÃO

A interpretação é a etapa final do sistema PDI, tem o objetivo de reconstruir totalmente a amostra segmentada para que tenha a mesma estrutura de antes dos danos causados, ou seja, a folha completa para que resulte em uma quantificação precisa em conformidade com os passos elencados a seguir.

O primeiro passo a ser realizado para a correta quantificação de danos na amostra é a recuperação de danos internos da folha, que integra novamente o algoritmo de rotulação citado no tópico anterior mas realizando uma função contrária de considerar apenas os pixels de valor 1 (branco) exceto os conectados as bordas.

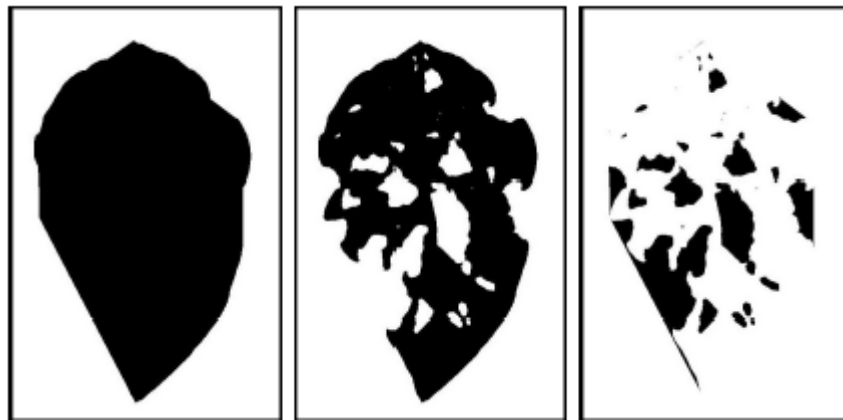
No segundo passo é realizado a reconstrução da amostra foliar para que se obtenha uma representação do que era antes dos danos sofridos. Essa

reconstrução pode ser iniciada com a detecção dos corners da amostra, onde corners significam as curvas de borda da amostra a serem reconstituídas Júnior *et al.* (2016), a detecção de corners pode ser feita pelo método proposto por Chen-He *et al.* (2008). Após a correta detecção de corners é possível utilizar o algoritmo de Bresenham (AZEVEDO *et al.*, 2003), para traçar segmentos de retas na área a ser reconstituída, podendo assim, utilizar novamente o algoritmo de recuperação de danos internos citado acima reconstituindo completamente a amostra para a correta quantificação de danos.

O terceiro e último passo advém da quantificação dos danos sendo uma tarefa relativamente simples a que se resume em subtrair a primeira imagem segmentada proveniente do método de segmentação elencado acima, da imagem segmentada completamente reconstituída resultando em uma imagem contendo os danos como é demonstrado na figura 3.

Figura 3 - Resultado da quantificação de danos.

18



Fonte: Júnior *et al.* (2016, p. 6).

A porcentagem de danos pode ser calculada pela divisão do total de pixels de valor 1 da amostra de danos, dividido pela quantidade total de pixels de valor 1 da amostra reconstituída (JÚNIOR *et al.*, 2016).

3 CONCLUSÃO

Com os métodos propostos, o projeto pode ser inserido em diversas tecnologias voltadas a agricultura de precisão. Sofrendo pouca mudança para a adaptação dos algoritmos em sistemas com maior diversidade em técnicas de análises, melhorando assim drasticamente a qualidade, precisão e o tempo de “feedback”, ou seja, o tempo de retorno da resposta da análise da folha em questão e podendo cobrir uma área muito maior em consequência da análise individual levar menos tempo. O processo seria mais intuitivo, eficiente e acessível para os técnicos agrícolas que são encarregados de monitorar uma grande área de plantação ou até mesmo para o produtor agrícola que deseja verificar por si só a saúde da sua plantação.

REFERÊNCIAS

19

AZEVEDO, E.; CONCI, A. **Computação Gráfica: Teoria e Prática**. Rio de Janeiro: Campus, 2003.

BORTH, M. R. et al. A Visão Computacional no Agronegócio: Aplicações e Direcionamentos. In: ECAECO, 7., 2014, Ponta Porã. **Anais...** Ponta Porã: Centro de convenções, 2014.

CHEN-HE, X.; YUNG, N. H. C. Corner detector based on global and local curvature properties. **Optical Engineering**, Bellingham, WA, USA, v. 47, n. 5, p. 1–12, maio 2008.

FACON, Jacques. **Técnicas de Processamento Digital de Imagens Aplicadas a Área da Saúde**. XIII Escola Regional de Informática da SBC – Paraná. Bandeirantes: PUC, 2006.

FAVARIN, J. L. et al. Equações para a estimativa do índice de área foliar do cafeeiro. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, Brasília, v. 37, n. 6, p. 769–773, jun. 2002.

GASSEN, F. R.; GASSEN D. N. **Doenças Foliaves em Soja**. Passo Fundo: Aldeia Norte, 2005.

MARENGONI, M.; STRINGHINI D. Introdução a visão computacional usando OpenCV. **RITA**, v.16, n.1, 2009.

MURA, W. D. et al. Detecção automática da área foliar da soja danificada pela lagarta utilizando processamento digital de imagens. In: 20TH BRAZILIAN SYMPOSIUM ON COMPUTER GRAPHICS AND IMAGE PROCESSING, 2007, Belo Horizonte. **Anais...** Belo Horizonte, 2007, p. 1–4.

NAZARÉ JÚNIOR et al. **Detecção automática da área foliar danificada da soja através de imagens digitais**. 2016. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/268400839_Deteccao_Automatica_da_Area_Foliar_Danificada_da_Soja_atraves_de_Imagens_Digitais>. Acesso em: 18 jul. 2018.

OTSU, N. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 9, n.1, p. 62-66, jan. 1979.

PEDRINI, H.; Schwartz, W. R. **Análise de Imagens Digitais**. São Paulo: Thomson, 2008.

SHAPIRO, L.; STOCKMAN, G. **Computer vision**. New Jersey: Prentice Hall, 2001.

SHUGEN, W.; ZEJIN, G.; DEREN, L. Shadow detection and compensation for color aerial images. **Geo-Spatial Information Science**, v. 6, n. 3, p. 20–24, set. 2003.

TAVARES-JÚNIOR, J. E. et al. **Análise comparativa de métodos de estimativa de área foliar em cafeeiro**, *Bragantia*, v. 61, n. 2, p. 199–203, maio/ago. 2002.