

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE GOIÁS
ESCOLA DE CIÊNCIAS E EXATAS E DA COMPUTAÇÃO
GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS DA COMPUTAÇÃO



**DESENVOLVIMENTO DE UM SOFTWARE PARA AVALIAÇÃO DA
NODULAÇÃO DA CULTURA DA SOJA EM AMBIENTES DE PESQUISA**

RONIVON GONÇALVES DE SOUSA

GOIÂNIA

2021

RONIVON GONÇALVES DE SOUSA

**DESENVOLVIMENTO DE UM SOFTWARE PARA AVALIAÇÃO DA
NODULAÇÃO DA CULTURA DA SOJA EM AMBIENTES DE PESQUISA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado a Escola de Ciências Exatas e da Computação, da Pontifícia Universidade Católica de Goiás, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Ciências da Computação.

Orientador: Rafael Leal Martins

Co-orientador: Matheus Messias de Oliveira

GOIÂNIA

2021

RONIVON GONÇALVES DE SOUSA

**DESENVOLVIMENTO DE UM SOFTWARE PARA AVALIAÇÃO DA
NODULAÇÃO DA CULTURA DA SOJA EM AMBIENTES DE PESQUISA**

Este Trabalho de Conclusão de Curso julgado adequado para obtenção o título de Bacharel em Ciências da Computação, e aprovado em sua forma final pela Escola de Ciências Exatas e da Computação, da Pontifícia Universidade Católica de Goiás, em ___/___/_____.

Prof. Me. Ludmilla Reis Pinheiro dos Santos
Coordenadora de Trabalho de Conclusão de Curso

Banca examinadora:

Orientador: Me. Rafael Leal Martins

Co-orientador: Me. Matheus Messias de Oliveira

Prof. Me. Fernando Gonçalves Abadia

Prof. Me. Gustavo Siqueira Vinhal

GOIÂNIA

2021

RESUMO

A contagem de objetos é um problema comum em várias áreas da indústria, geralmente em ambientes de pesquisa, seja ele público ou privado. Na pesquisa de campo com a avaliação da nodulação de leguminosas como a soja, o número de nódulos é um dos fatores que afetam o tempo e precisão da pesquisa. Esse fator é importante para o ganho de tempo e precisão no processo de contagem de nódulos presentes nas raízes da soja. Uma alternativa para fazer a contagem de nódulos é por meio da tecnologia de visão computacional. Neste sentido, o objetivo deste trabalho foi desenvolver um software automático de contagem de nódulos das raízes da soja, através do processamento digital de imagens obtidas de dispositivos móveis. O desenvolvimento deste trabalho, consistiu na seguinte metodologia: o sistema recebe a imagem capturada como entrada, logo após, essa imagem é tratada, de tal forma que elimine as sombras e calcule o número total de nódulos na foto, retornando para o usuário a quantidade de nódulos contada na imagem. Conclui-se que o ganho de tempo após a utilização do software para contagem teve cerca de 98% de precisão, alcançando o objetivo proposto. Este estudo abre as portas para trabalhos futuros como uma implementação da ferramenta em interface ou também uma aplicação para dispositivo móvel, para assim que o usuário final possa utilizar a ferramenta.

Palavras chave: Visão computacional, Processamento Digital de Imagens, Nódulos, Contagem.

ABSTRACT

Object counting is a common problem in many areas of the industry, usually in research environments, whether public or private. In field research evaluating the nodulation of legumes such as soybeans, the number of nodules is one of the factors that affect the time and accuracy of the research. This factor is important to gain time and precision in the process of counting nodules present in soybean roots. An alternative to counting nodules is through computer vision technology. In this sense, the objective of this work was to develop an automatic software for counting soybean roots nodules, through the digital processing of images obtained from mobile devices. The development of this work consisted of the following methodology: the system receives the captured image as input, then this image is treated in such a way that it eliminates shadows and calculates the total number of nodules in the photo, returning the amount to the user. of nodules counted in the image. It is concluded that the time gain after using the counting software had about 98% accuracy, reaching the proposed objective. This study opens the door for future work as an implementation of the tool in an interface or also an application for mobile device, so that the end user can use the tool.

Keywords: Computer vision, Digital Image Processing, Nodules, Counting.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	7
1.1 JUSTIFICATIVA	8
1.2 OBJETIVOS	9
1.2.1 Objetivo geral	9
1.2.2 Objetivos específicos	9
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	10
2.1 Importância da Soja (<i>Glycine max</i> (L.) Merrill)	10
2.2 Fixação Biológica de Nitrogênio (FBN)	10
2.3 Avaliação da Nodulação em áreas de pesquisa	11
2.4 Processamento digital de imagens	12
2.4.1 Processamento	14
2.4.1.2 Redimensionar imagem	15
2.4.1.3 Aliasing e aprimoramento de imagem	16
2.4.1.4 Aprimoramento de imagem	17
2.5 Detecção de objetos	18
2.5.1 Técnicas para detecção de objetos	18
2.5.1.1 Rede Neural Artificial	19
2.5.1.2 Classificação	19
3 METODOLOGIA	21
3.1 Avaliação dos Parâmetros de Nodulação	21
3.2 Sistema Proposto	22
3.3 Visão geral do programa	22
3.4 Captura das imagens	23
3.5 Pré-processamento	24
3.5.1 Aumento de Contraste	24
3.5.2 Limiarização	25
3.6 Contagem dos Nódulos	26
3.7 Aplicativo desenvolvido	27
3.7.1 Código do programa Python	28
4 RESULTADOS	29
5 CONCLUSÕES	32
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	33
7 REFERÊNCIAS	34

1 INTRODUÇÃO

No Brasil existem muitos produtos que se destacam economicamente em questão de produção, dentre eles está a cultura da soja. Segundo a Companhia Nacional de Abastecimento (Conab, 2020), a produção da soja da safra 2019/2020 no Brasil, alcançou as 124 milhões de toneladas de grãos. É resultado de uma grande produção com importância econômica tratando-se de exportação para outros países.

Segundo Santos (2018), a soja é plantada em todas as partes do país e especialmente no cerrado, ela auxiliou na incorporação e no desenvolvimento dos estados centrais de Goiás e Mato Grosso. A soja (*Glycine max* (L.) Merrill), é uma das culturas mais produzidas no mundo, perdendo apenas para milho, trigo e arroz, porém é uma das mais importantes para a economia Brasileira e mundial. É uma cultura muito utilizada nas agroindústrias, fabricando a partir dela o óleo vegetal e ração animal.

Na cultura da soja, especialmente pelo alto número de proteínas presente nos grãos, a demanda de nitrogênio (N) é alta, ou seja, cerca de 80 kg de N para cada 1.000 kg de grãos produzidos (Rubin et al, 2017; HUNGRIA et al, 2007).

A soja possui habilidade de realizar o processo chamado de fixação biológica de nitrogênio (FBN). Esse processo pode suprir toda a necessidade de nodulação da planta, dispensando a adubação mineral (Rubin et al, 2017; TAIZ e ZIEGER, 2013).

A FBN ocorre a partir de uma relação simbiótica entre a planta e as bactérias hospedeiras do gênero *Bradyrhizobium*. A origem da formação de nódulos se dá pelo processo de simbiose que ocorre nas raízes das plantas e fixação de nitrogênio atmosférico através do grupo rizóbios de bactérias que possui capacidade de associação para formas disponíveis de planta, que no caso é formação da nodulação (Rubin et al, 2017; TAIZ e ZIEGER, 2013).

De acordo com Zuffo et al. (2015), um dos parâmetros de avaliação da nodulação é determinado pelo o número de nódulos totais presentes nas raízes das plantas. Pelo o número de nódulos presentes nas raízes das plantas, pode-se avaliar o efeito da nodulação na planta e se o processo está ocorrendo em pleno desenvolvimento, além de poder avaliar como está o processo e estágio da FBN na planta.

1.1 JUSTIFICATIVA

Em experimentos científicos seja em instituições de pesquisas de rede pública ou privada, que contém a avaliação da nodulação, fazendo a determinação do número de nódulos, que é feito através de um processo demorado e realizado manualmente. Esse processo é realizado desde a coleta e separação parte aérea e raízes das plantas da área experimental, até serem lavadas em água corrente e, posteriormente, é feito o destaque e a contagem de nódulos com auxílio de pinça (Zuffo et al., 2015).

As pesquisas com parâmetros de nodulação são realizadas em grande escala, principalmente devido ao processo de simbiose entre plantas hospedeiras e microrganismos fixadores de N que ocorrem em plantas leguminosas como soja, que origina estruturas especializadas conhecidas como nódulos. Essas estruturas são indicadores de eficiência simbiótica e FBN entre a bactéria e a planta hospedeira, porém, o processo de avaliação é demorado, devido por ser realizada em grande escala, além da contagem, na maioria das vezes, serem em grande número. Neste contexto, a etapa de contagem acaba se tornando um fator limitante no processo de avaliação. Um dos fatores principais causado pela contagem manual de nódulos é a margem de erro, que costuma a ser alta, devido na maioria das vezes, o pesquisador tenha que contar um grande número de nódulos sempre com atenção, o que na verdade não escapa de torna o erro inevitável. Para diminuir o número de erros nesse processo de avaliação, o desenvolvimento de um método de contagem se faz necessário, sendo um método eficaz que irá trazer grandes benefícios economizando tempo e mão de obra no processo de avaliação dos parâmetros de nodulação e principalmente da pesquisa. Portanto, o tempo e a precisão de contagem do nódulo tornam-se um fator extremamente fundamental para o processo da pesquisa, onde o ganho de tempo e precisão será considerável através da automatização da contagem de nódulos.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver um sistema que possa contar nódulos das raízes de soja em imagens obtidas de dispositivos móveis. Como estudo de caso, a avaliação de nódulos é utilizada na área de pesquisa, principalmente na questão da contagem de nódulos. O sistema desenvolvido pode contar o número total de nódulos presentes na foto.

1.2.2 Objetivos específicos

- ✓ Desenvolver um protótipo de *software* para aplicação de filtros às imagens, que poderá ser utilizado para contagem de nódulos leguminosos;
- ✓ Elaboração de um algoritmo capaz de realizar a segmentação dos nódulos de modo a fornecer entradas válidas para etapa de contagem;
- ✓ Implementação de um algoritmo de classificação para solucionar o problema de contar objetos mais de uma vez.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Importância da Soja (*Glycine max* (L.) Merrill)

A crescente demanda mundial por alimentos fez da soja uma das principais fontes de proteína vegetal (Colussi et al., 2016). A oleaginosa é parte imprescindível da produção de ração animal e sua importância na nutrição humana vem crescendo, sendo a cultura agrícola que mais cresceu no Brasil nas últimas três décadas, respondendo por 49% da área de cereais do país (Brasil, 2014; Colussi et al., 2016). O Brasil é um dos maiores produtores mundiais de grãos e possui uma variedade de tecnologias de produção que podem aumentar a produtividade (Colussi et al., 2016).

Segundo dados da Conab (2020), a safra de soja no país, no ciclo 2019/2020, chegou a 124 milhões de toneladas de grãos, com a produção liderada pelos estados de Mato Grosso, Paraná, Goiás, Rio Grande do Sul, Mato Grosso do Sul e Minas Gerais.

De acordo com Colussi et al. (2016), a modernização da agricultura brasileira trouxe consequências ao processo produtivo, incluindo a necessidade de maximizar a utilização dos fatores de produção, nomeadamente a eficiência produtiva, para obtenção de níveis mais elevados de produtividade e lucro. Nesse contexto, a administração rural representa outra opção na identificação dos principais entraves do sistema produtivo, que coleta informações que podem gerar intervenções para melhorar sua eficiência (Viana e Silveira, 2008; Colussi et al., 2016).

Paralelamente a esses fatos, ocorreram grandes mudanças na estrutura, tecnologia e natureza do mercado em relação à produção mundial e brasileira. Além disso, os preços dos insumos apresentam alta volatilidade com o passar do tempo (Hirakuri e Lazzarotto, 2010; Colussi et al., 2016).

2.2 Fixação Biológica de Nitrogênio (FBN)

De acordo com Hungria et al. (2007), a maior contribuição do processo de fixação biológica do nitrogênio atmosférico (N₂) ocorre pela associação simbiótica de plantas da família *Leguminosae* com bactérias pertencentes a diversos gêneros [*Allorhizobium* (=Rhizobium), *Azorhizobium*, *Bradyrhizobium*, *Mesorhizobium*, *Sinorhizobium* (=Ensifer), *Rhizobium* e outros gêneros recentemente descritos como simbiontes, como *Burkholderia*, *Methylobacterium*, *Devosia*, *Ochrobactrum*, *Phyllobacterium*, *Ralstonia* (Cupriavidus)], mas costumam ser denominadas, de modo popular e coletivo, como rizóbios.

Na soja, a relação simbiótica é realizada principalmente por bactérias que estão classificadas no gênero *Bradyrhizobium* e nas espécies *Bradyrhizobium japonicum* e *Bradyrhizobium elkanii*.

Segundo Hungria et al. (2007), a simbiose pode ser facilmente identificada, pois estruturas especializadas para o processo biológico, chamadas nódulos são formadas nas raízes das leguminosas (Figura 1). Nos nódulos, a amônia sintetizada são rapidamente incorporados íons hidrogênio (H^+), abundantes nas células das bactérias, ocorrendo a transformação em íons amônio (NH_4^+), que serão, então, distribuídos para a planta hospedeira e incorporados em diversas formas de N orgânico, como os ureídios, aminoácidos e amidas.

Figura 1 - Nodulação bem sucedida (A) e nódulos nas raízes de soja e coloração interna rósea, pela presença da leghemoglobina (B).



Fonte: Hungria et al. (2007).

Hungria et al. (2007), estima que o processo biológico contribui com cerca de 65% de todas as entradas de N, sendo o maior provedor desse nutriente para a manutenção de vida na Terra. Ainda nesse contexto, quase 50% de toda a entrada de N na Terra são atribuídos à fixação biológica do N_2 que ocorre pela simbiose de rizóbios com leguminosas. Investigar e utilizar as vantagens do processo de fixação biológica do N_2 , também favorece o cenário de uma agricultura moderna, que visa a obtenção de tetos máximos de produtividade, com a melhor relação custo/benefício e impacto ambiental mínimo.

2.3 Avaliação da Nodulação em áreas de pesquisa

A nodulação é umas principais formas diretas de avaliar a FBN nas leguminosas, principalmente na cultura da soja. É considerada uma condição adequada de nodulação quando as raízes apresentam quantidades significativas de nódulos, ou seja, raiz cheia de nódulos.

Em áreas de pesquisa como as instituições de ensino, empresas e na própria Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa), ambos órgãos de pesquisa, essa avaliação ocorre no máximo até aos 40 dias após a emergência da soja (Gelain et al., 2010), no estágio Reprodutivo (R1) (florescimento inicial – botões florais), as plantas são cortadas rente ao solo,

sendo retiradas normalmente de 5 a 10 plantas de cada subparcela com raízes intactas em área experimental seguindo a metodologia recomendada por Hungria et al. (2007). A coleta é realizada mantendo o volume de solo pré-estabelecido com 20 cm de profundidade e 15 cm de largura, com auxílio da pá-de-corte (Braccini et al., 2016). Logo após a coleta, essas amostras são separadas em parte aérea e raízes. Posteriormente, as raízes são lavadas em água corrente e, depois da remoção do excesso do solo nelas aderido, os nódulos são destacados das raízes e contados determinando o número de nodulos (NN) com auxílio de uma pinça (Toledo et al., 2010). Os nódulos das plantas são colocados para secar em estufa com circulação forçada de ar à temperatura de $60 \pm 5^\circ \text{C}$ até atingir massa constante e determinada a massa de nódulos secos (MSN) (Gelain et al., 2010).

A avaliação da nodulação (número e massa seca de nódulos) é sem dúvidas importante, pois através dela são obtidas respostas de testagens de microrganismos fixadores de N, que são inseridos em veículos denominados inoculantes. Contudo, esse processo de avaliação é lento, devido ser criterioso e rigoroso em todas as etapas do processo. Nesse sentido, torna-se necessário um aplicativo ou programa que facilite a obtenção de dados com precisão de número de nódulos e se possível a massa de nódulos em áreas de pesquisa, visando diminuir os custos do processo e principalmente o tempo de obtenção desses dados, que nem sempre são tão precisos.

2.4 Processamento digital de imagens

O processamento de imagem é um método para realizar operações em uma imagem, a fim de obter uma imagem aprimorada ou extrair alguma informação útil dela. É um tipo de processamento de sinal em que a entrada é uma imagem e a saída pode ser uma imagem ou características / recursos associados a essa imagem. Hoje em dia, o processamento de imagens está entre as tecnologias de rápido crescimento. Também forma uma área de pesquisa central nas disciplinas de engenharia e ciência da computação. O processamento de imagens inclui basicamente as três etapas a seguir:

- ✓ Importação da imagem capturada;
- ✓ Análise e manipulação da imagem;
- ✓ Saída em que o resultado pode ser imagem alterada ou relatório baseado na análise da imagem.

Existem dois tipos de métodos usados para o processamento de imagem, processamento de imagem analógico e digital. O processamento analógico de imagens pode ser usado para as cópias impressas, como impressões e fotografias. Os analistas de imagem usam vários

fundamentos de interpretação ao usar essas técnicas visuais. As técnicas de processamento digital de imagens auxiliam na manipulação das imagens digitais por meio de computadores. As três fases gerais pelas quais todos os tipos de dados devem passar durante o uso da técnica digital são pré-processamento, aprimoramento e exibição, extração de informações (Gonzalez e Woods, 2002).

Normalmente, um capturador de quadros ou digitalizador é usado para amostrar e quantizar o sinal de vídeo analógico. Portanto, para criar uma imagem digital, precisa converter dados contínuos para a forma digital. Existem duas etapas será mostrado abaixo em que isso é feito Amostragem e Quantização (Gonzalez e Woods, 2002).

A interpolação de imagem ocorre quando você redimensiona ou distorce sua imagem de uma grade de pixels para outra. O redimensionamento da imagem é necessário quando você precisa aumentar ou diminuir o número total de pixels, enquanto o remapeamento pode ocorrer quando você está corrigindo a distorção da lente ou girando uma imagem. O zoom refere-se a aumentar a quantidade de pixels, de forma que, ao ampliar uma imagem, você verá mais detalhes cada pixel da imagem (Gonzalez e Woods, 2002).

O Aprimoramento de imagem têm sido amplamente utilizadas em muitas aplicações de processamento de imagens, nas quais a qualidade subjetiva das imagens é importante para a interpretação humana. O contraste é um fator importante em qualquer avaliação subjetiva da qualidade da imagem. O contraste é criado pela diferença de luminância refletida em duas superfícies adjacentes. Em outras palavras, contraste é a diferença nas propriedades visuais que torna um objeto distinguível de outros objetos e do fundo. Na percepção visual, o contraste é determinado pela diferença de cor e brilho do objeto com outros objetos. Nosso sistema visual é mais sensível ao contraste do que à luminância absoluta; portanto, perceber o mundo de forma semelhante, independentemente das mudanças consideráveis nas condições de iluminação (Gonzalez e Woods, 2002).

Operadores lógicos são frequentemente usados para combinar duas imagens (principalmente binárias). No caso de imagens inteiras, o operador lógico é normalmente aplicado de forma bit a bit. Operações lógicas podem ser efetuadas em imagens com qualquer n° de níveis de cinza, mas são melhor compreendidas quando aplicadas em imagens binárias (Gonzalez e Woods, 2002).

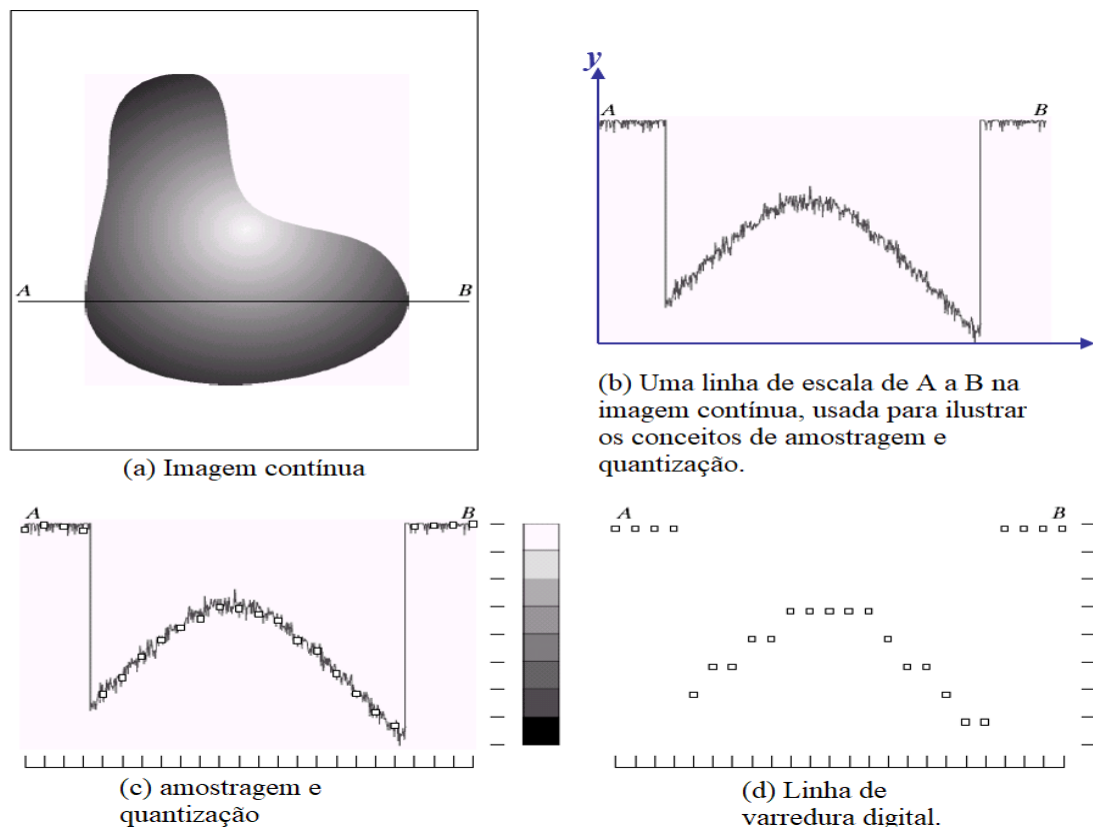
2.4.1 Processamento

2.4.1.1 Amostragem e Quantização

A amostragem determina a resolução espacial da imagem digitalizada, enquanto o nível de quantização determina o número de níveis de cinza na imagem digitalizada. A magnitude da imagem amostrada é expressa como um valor digital no processamento de imagem. A transição entre os valores contínuos da função imagem e seu equivalente digital é chamada de quantização (Gonzalez e Woods, 2002).

O número de níveis de quantização deve ser alto o suficiente para a percepção humana de detalhes de sombreamento finos na imagem. A ocorrência de falsos contornos é o principal problema na imagem que foi quantizada com níveis de brilho insuficientes (Gonzalez e Woods, 2002).

Figura 2 - Exemplo Gerando uma imagem digital.

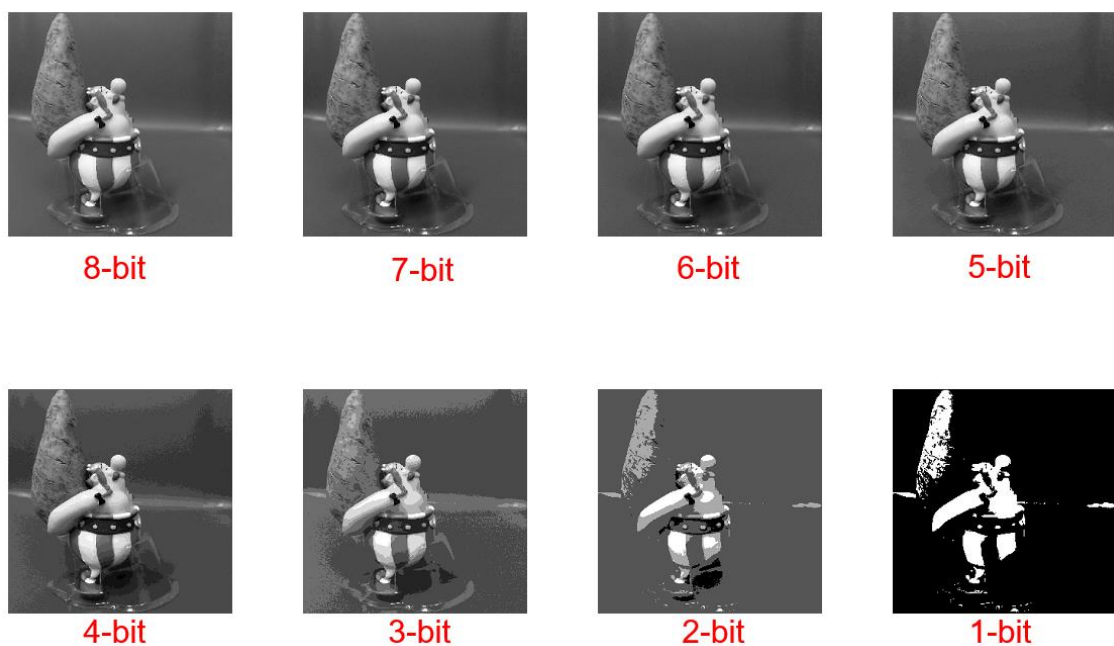


Fonte: Adaptado (Gonzalez e Woods, 2002).

A Figura 2 mostra um exemplo dos efeitos da redução do número de bits para representar os níveis de cinza em uma imagem usando quantização uniforme. Quanto menos níveis de quantização são usados, há uma perda progressiva de detalhes espaciais. Além disso, certos artefatos, como contornos (ou contornos falsos), começam a aparecer.

Estes se referem a limites artificiais que se tornam visíveis devido à grande e mudanças abruptas de intensidade entre níveis de cinza consecutivos. Usando a quantização uniforme, as imagens geralmente começam a ver contornos falsos com 6 ou menos bits/pixel, ou seja, cerca de 64 ou menos níveis de cinza. Em sinais de áudio, muitas vezes podemos ouvir distorção/ruído no sinal devido à quantização com cerca de 8 bits de amostra, ou 256 níveis de amplitude. Claro, esses números dependem da imagem ou sinal. Acontece que com outros métodos de quantização, conforme discutido no as seções seguintes, artefatos questionáveis podem ser reduzidos para um determinado número de níveis (Gonzalez e Woods, 2002).

Figura 3 - Quantizando uma imagem em nível de cinza.



Fonte: Adaptado (Gonzalez e Woods, 1999).

2.4.1.2 Redimensionar imagem

A interpolação funciona usando dados conhecidos para estimar valores em pontos desconhecidos. A interpolação de imagem funciona em duas direções e tenta obter a melhor aproximação da intensidade de um pixel com base nos valores dos pixels adjacentes. Os algoritmos de interpolação comuns podem ser agrupados em duas categorias: adaptativos e não adaptativos. Os métodos adaptativos mudam dependendo do que estão interpolando, enquanto os métodos não adaptativos tratam todos os pixels igualmente (Gonzalez e Woods, 2002).

Muitas câmeras digitais compactas podem realizar zoom óptico e digital. Uma câmera executa um zoom óptico movendo a lente de zoom para que ela aumente a ampliação da luz. No entanto, um zoom digital degrada a qualidade simplesmente interpolando a imagem. Mesmo

que a foto com zoom digital contenha o mesmo número de pixels, o detalhe é muito menor do que com zoom óptico (Gonzalez e Woods, 2002).

2.4.1.3 Aliasing e aprimoramento de imagem

O aliasing é um efeito que faz com que diferentes sinais se tornem indistinguíveis (ou aliases uns dos outros) quando amostrados. Frequentemente, também se refere à distorção ou artefato que resulta quando um sinal reconstruído a partir de amostras é diferente do sinal contínuo original (Gonzalez e Woods, 2002).

Como um amostrador é um sistema linear, se uma entrada for uma soma de sinusoidais, a saída será uma soma de sinusoidais amostrados. Isso sugere que, se a entrada não contém frequências acima da frequência de Nyquist, então será possível reconstruir cada um dos componentes senoidais das amostras. Esta é uma afirmação intuitiva do teorema de amostragem de Nyquist-Shannon (Gonzalez e Woods, 2002).

A suavização de serrilhado é um processo que tenta minimizar a aparência de bordas diagonais serrilhadas. O anti-aliasing dá a aparência de bordas mais suaves e resolução mais alta. Ele funciona levando em consideração o quanto uma borda ideal se sobrepõe aos pixels adjacentes (Gonzalez e Woods, 2002).

O aliasing é geralmente evitado aplicando filtros passa-baixa ou filtros anti-aliasing (AAF) ao sinal de entrada antes da amostragem e ao converter um sinal de uma taxa de amostragem mais alta para uma mais baixa. A filtragem de reconstrução adequada deve então ser usada ao restaurar o sinal amostrado para o domínio contínuo ou converter um sinal de uma taxa de amostragem mais baixa para uma mais alta.

Figura 4 - Anti-Aliasing. Problema de Serrilhamento de uma imagem com resolução reduzida (A) e Problema de aliasing evitado usando filtro passa-baixas de limitação de banda (B).



Fonte: Adaptado (Gonzalez e Woods, 2002).

2.4.1.4 Aprimoramento de imagem

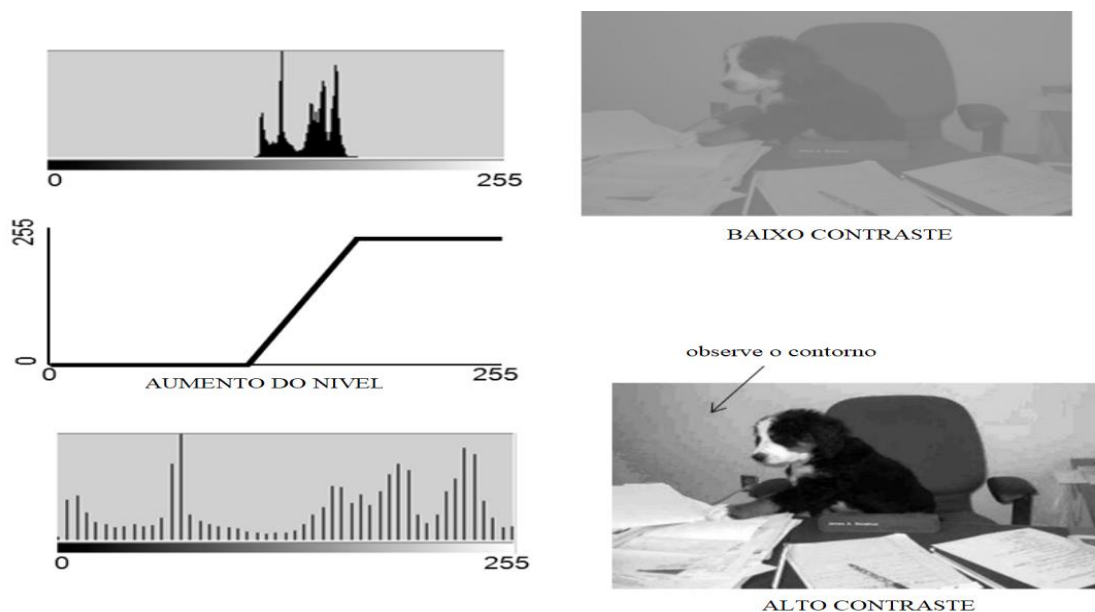
A saída do sensor digital é uma imagem digital "bruta" que consiste em uma matriz de valores de contagem digital com cada valor representando o brilho, ou nível de cinza, de um pixel na imagem. O processamento de imagem é geralmente empregado na geração de imagens cadeia para melhorar a eficácia dos dados de imagem (Gonzalez e Woods, 2002).

Especificamente, os métodos de aumento de contraste e métodos de filtragem espacial que aumentam a nitidez das bordas e removem grande parte do borrão da imagem (A calibração do detector é geralmente a primeira etapa da cadeia de aprimoramento de imagem) (Gonzalez e Woods, 2002).

As imagens têm uma faixa dinâmica de oito bits; ou seja, existem $2^8 = 256$ cinzas possível níveis, o nível de cinza na imagem estará na faixa de 0-255, com zero sendo preto e 255 sendo branco. Imagens coloridas têm três matrizes de números normalmente representando as imagens vermelhas, verdes e azuis que são combinadas para dar a totalidade espectro de cores. O processamento de imagens de banda será único, ou seja, preto e imagens brancas (Gonzalez e Woods, 1992).

Os processos de aprimoramento de contraste ajustam o brilho e a escuridão relativos de objetos na cena para melhorar sua visibilidade. O contraste e o tom da imagem pode ser alterada mapeando os níveis de cinza na imagem para novos valores por meio de uma transformação de nível de cinza. A função de mapeamento reatribui o cinza atual para um novo nível de cinza.

Figura 5 - Aprimoramento de Imagem.



Fonte: Adaptado (Gonzalez e Woods, 2002).

2.5 Detecção de objetos

Detecção e rastreamento de objetos estão entre os mais prevalentes e tarefas desafiadoras que um sistema de contagem deve realizar para determinar quantidades exatas de determinado objeto, e automaticamente anotar o formato. Um objeto pode ser um grão, um botão, moedas, uma dezena de grãos. Será apresentado as principais tendências que fornecem taxonomia de métodos populares para dar uma visão sobre ideias subjacentes, bem como para mostrar suas limitações na esperança de facilitar a integração da detecção de objetos e rastreamento para negócios mais eficazes análise de imagem orientada.

A análise de imagens é um dos campos mais importantes do aprendizado. As imagens são fáceis de gerar e manipular, e são exatamente o tipo certo de dados para aprendizado de máquina: fáceis de entender para seres humanos, mas difíceis para computadores. Não surpreendentemente, a análise de imagens desempenhou um papel fundamental na história das redes neurais profundas.

Uma detecção visual e sistema de rastreamento precisa generalizar através de grandes variações na aparência do objeto, como por exemplo, ponto de vista, pose, expressões faciais, iluminação condições, qualidade de imagem ou oclusões, mantendo a especificidade para não afirmam que tudo o que vê são objetos de interesse (Graciano, 2007).

Combinação de estatísticas análise de recursos visuais e informações de movimento temporal geralmente levam a abordagens mais robustas. Além disso, o rastreamento orienta para escolha regiões de detecção, áreas de origem e sumidouro. Em qualquer caso, foi comum nos últimos anos, assumir que estratégias diferentes são necessárias para essas diferentes tarefas. Aqui, adotamos a visão teórica de que a detecção, em vez de ser duas tarefas distintas, representam dois pontos em um espectro de níveis de generalização (Lopes, 2009).

2.5.1 Técnicas para detecção de objetos

A detecção de objetos é uma técnica de visão computacional para localizar instâncias de objetos em imagens ou vídeos. Os algoritmos de detecção de objetos normalmente aproveitam o aprendizado de máquina ou o aprendizado profundo para produzir resultados significativos. Quando os humanos olham para imagens ou vídeos, podemos reconhecer e localizar objetos de interesse em questão de instantes. O objetivo da detecção de objetos é replicar essa inteligência usando um computador (He et al., 2011).

Existem muitas maneiras de detectar objetos em uma imagem. Normalmente detectado com base no reconhecimento das características do objeto de interesse presentes no alvo imagem. A escolha dos recursos a serem usados depende diretamente do problema.

2.5.1.1 Rede Neural Artificial

Redes neurais artificiais (RNAs) são ferramentas computacionais que encontraram ampla utilização na resolução de muitos problemas complexos do mundo real. A atratividade das RNAs vem de suas características notáveis de processamento de informações, pertinentes principalmente à não linearidade, alto paralelismo, tolerância a falhas e ruído e capacidades de aprendizagem e generalização (Haykin, 1999).

De acordo com Haykin usar redes neurais para identificar objetos seria uma das formas mais eficaz, no geral uma rede neural é uma máquina na qual é projetada para treinar o cérebro para realizar uma tarefa particular ou qualquer ação de qualquer interesse.

O processamento paralelo maciço é distribuído em uma unidade, realizando um processamento simples, fazendo com que armazene conhecimentos experimental e disponibiliza-lo para uso (Lopes, 2009).

RNA é treinada para aprender, fazendo a generalização de uma rede neural produzindo saídas para entradas que não constavam durante o treinamento (Haykin, 1999).

Realizada etapa de segmentação, as imagens serão subdividas em objetos, logo a RNA treina e classifica os objetos assim que identificar quais deles devem ser selecionados para aplicação.

O treinamento é realizado para determinar um padrão para assim a rede neural possa aprender. Para conceituar o aprendizado da RNA é definido: processo de parâmetros livres, da rede neural, esses parâmetros são modificados por conta da estimulação perante o ambiente onde a rede foi inserida (Mendel e McLaren, 1970).

Deixando claro que não existe algoritmo padrão para treinamento de redes neurais, e sim um várias técnicas utilizadas para gerar algoritmos de aprendizagem. A Forma como a seus neurônios estão e como a rede está estruturada internamente interligado, são o que influenciam no modo de aprendizagem, mas o modo de aprendizado diferente é a forma pela qual são ajustados os pesos sinápticos dos neurônios.

2.5.1.2 Classificação

A detecção de objetos (por exemplo, nódulos) pode ser realizada aprendendo uma classificação função que captura a variação nas formas e visualizações dos objetos de um conjunto de exemplos de treinamento rotulados em uma estrutura supervisionada.

A entrada de a função de classificação é uma região de teste e a saída é a estimativa rótulo. ou seja, objeto ou não. A seleção de recursos desempenha um papel importante no

desempenho da classificação, portanto, é importante usar um conjunto de recursos que discriminam uma classe da outra (Mendel e McLaren, 1970).

Uma vez que os recursos são selecionados, diferentes abordagens de aprendizagem podem ser aplicadas, incluindo, mas não estão limitadas para as redes neurais. As abordagens líderes na detecção de objetos com base na classificação podem ser separadas por grupos com base na técnica de pesquisa.

É observado que as características de classificação podem variar de acordo com aspectos como: distancia, posicionamento e ângulo do objeto em relação a câmera. Por isso é fundamental para o uso desse método que a câmera esteja fixa em relação a captura da imagem.

3 METODOLOGIA

3.1 Avaliação dos Parâmetros de Nodulação

A avaliação da nodulação é realizada de 35 até aos 40 dias após a emergência (DAE) da soja, no estágio fenológico R1 (reprodutivo - florescimento inicial – botões florais). Logo após, são retiradas de três a dez plantas dentro de cada sub-parcela, que são cortadas rente ao solo, com as raízes intactas da área experimental.

A coleta é feita com o objetivo de manter o volume de solo pré-estabelecido com 20 cm de profundidade e um raio de 30 cm de largura, com auxílio da pá-de-corte. Após a coleta, é feita a separação das partes das plantas, são separadas em parte aérea e raízes das amostras.

Em seguida, após a separação da parte aérea e raízes, as raízes são lavadas em água corrente e feito a remoção do excesso do solo, os nódulos são destacados das raízes com auxílio de uma pinça (Figura 6). Os nódulos das plantas são colocados para secar em estufa com circulação forçada de ar à temperatura de $60 \pm 5^\circ \text{C}$ até atingir massa constante. Em seguida é realizada a contagem dos nódulos (NN) com auxílio de uma pinça e determinada a massa seca de nódulos (MSN).

Figura 6 - Raízes de Soja.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Como mostrado, o processo de contagem é exaustivo, consome boa parte do tempo do processo na contagem manual (Via pinça).

Portanto um mecanismo de contagem automática de nódulos após a separação dos nódulos das raízes, será possível obter a quantidade de forma precisa e praticamente imediata.

3.2 Sistema Proposto

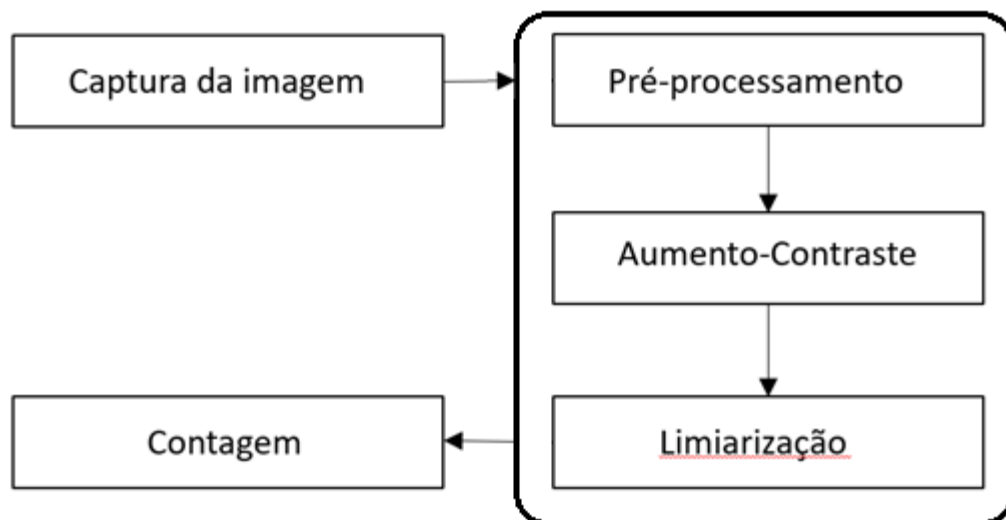
Após retirado fotografias de um dispositivo móvel e transferido as imagens para o computador, onde o programa se encontra, será feito o processamento das imagens informando o número total de nódulos capturados na imagem.

O trabalho proposto desenvolvido é inovador na área de pesquisa de nodulação de graus de soja, tendo em conta que o mecanismo atual de contagem é limitado a contagem manual humana, ou seja, a contagem é feita durante a etapa de pesquisa. O problema consiste na consideração do tempo e esforço humano para realizar a contagem com auxílio de uma pinça, levando em conta que pode ocorrer erro humano na contagem e podendo atrasar ou passar informações incorretas para a próxima etapa da pesquisa. Para esclarecer melhor esse processo será apresentado uma visão geral da realização da contagem de nódulos.

3.3 Visão geral do programa

O programa desenvolvido é composto pelos processos: Captura das imagens, Pré-processamento, Aumento de Contraste, Limiarização e contagem. A figura 7 demonstra a sequência do processo.

Figura 7 - Sequência de processos do programa.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A captura das imagens podem ser feitas por uma câmera de algum dispositivo móvel, no qual é posicionado a câmera acima da folha ou de onde estiver exposta os nódulos. Logo as imagens são transferidas para o computador que esteja instalado o programa de contagem, no programa será realizado o pré-processamento e feita o aumento de contraste, onde separa fundo objetos da imagem. Para o reconhecimento, é feita a classificação dos nódulos, assim resultando na quantidade dos nódulos contados.

As imagens capturadas separadamente são processadas de frame a frame, sendo necessário realizar uma correlação dos objetos nódulos nas imagens, sendo possível a identificação da quantidade de nódulos em todas as imagens, procedimento é realizado pela classificação dos nódulos.

A fase de classificação é imprescindível para o mesmo nódulo não seja contado várias vezes, dando resultados multiplicados. No processamento final, a contagem deve resultar no número total de nódulos capturados na imagem. As fases dos processos de contagem serão descritas com mais detalhes.

3.4 Captura das imagens

O programa foi desenvolvido para contar os nódulos de soja após separado e lavados das raízes da soja. O processo de contagem é feito nódulo a nódulo com uma pinça. Os nódulos retirados das raízes são colocados em uma folha de A4 branca e assim é iniciado a contagem, A figura 8 é uma imagem real dos nódulos contados.

Figura 8 - Captura de uma foto de Nódulos.



Fonte: Elaborado pelo autor.

As fotos são tiradas pela câmera do celular, posicionando-se acima da folha A4 onde estão espalhados os nódulos, a imagem deve ser posicionada de forma que pegue todos os nódulos, capturando uma vista superior dos nódulos. A figura 6 exemplifica de como a imagem fica ao ser capturada.

3.5 Pré-processamento

No pré-processamento é realizada a segmentação na imagem, onde divide uma imagem e em regiões distintas contendo cada pixel com atributos semelhantes. Ele transforma uma imagem em tons de cinza ou colorida em uma imagem binária, essa imagem contém duas regiões possivelmente disjuntas, uma delas contendo pixels com valores de dados de entrada menores que um limite e outra relacionada aos valores de entrada que estão no limite ou acima.

Esse processo faz com que o programa detecte as bordas de cada nódulo, sendo assim marcando a posição de cada um. As bordas são encontradas com base nas transições e intensidades (Raman Mani e Himanshu Aggarwal, 2011).

3.5.1 Aumento de Contraste

A imagem é convertida em tons de cinza, o objetivo dessa operação é limitar o consumo computacional essencial para manipular essas imagens. A sombra existente na imagem impede a real detecção dos nódulos. Para possibilitar a detecção, é necessário remover a sombra. Para isso são feitos os passos:

1. Primeiro Processo Separa as 3 camadas de cores, separando as camadas RGB.
2. Separação de cada camada.

2.1 Dilata-se as bordas da imagem.

2.2 Adiciona distorção de borda (a ideia desses passos é deixar a sombra por mais área na imagem, criando um contraste entre existe e não existe a sombra).

2.3 Realiza uma subtração entre a camada original e a camada distorcida. Essa subtração remove os contornos da sombra, evidenciando o contorno dos nódulos.

3. Mescla-se as 3 camadas resultantes formando a imagem abaixo, onde a sombra não é mais visível, e os contornos dos nódulos está evidenciado.

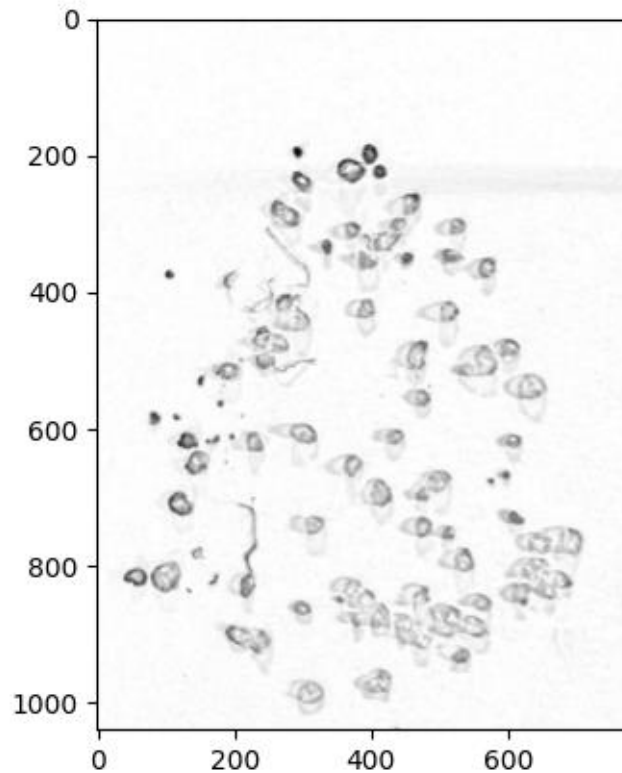
Devido a cor da sombra ser igual a cor do nódulo, parte do conteúdo interno do nódulo foi removido, para isso é necessário aumentar o contraste para facilitar a contagem. Para isso converte-se a imagem para a escala de cinza.

Durante a captura de imagens podem gerar pontinhos nos objetos, eles são ruídos, para eliminar esses ruídos pode ser executados operação como dilatação e erosão da imagem, essas operações faram com que os pontinhos sejam eliminados, assim a imagem pode ser tratada com mais facilidade.

Com a execução da dilatação os nódulos ganham um pequeno aumento, por conta disso pode causa fusão dos nódulos na imagem, para isso é aplicado a erosão, essa operação diminui

a área do nódulo para o seu tamanho anterior, isso devolve o espaço entre os nódulos evitando uma certa “fusão” entre eles, podendo assim iniciar o processo de segmentação.

Figura 9 - Figura com aumento de contraste.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.5.2 Limiarização

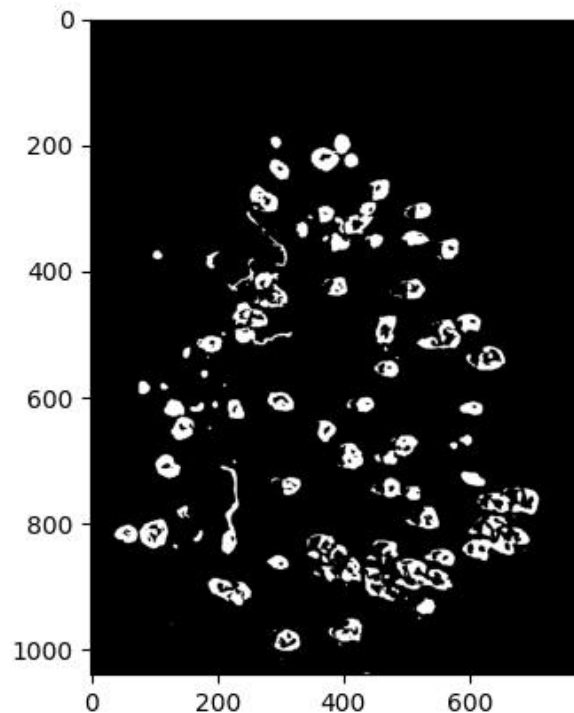
Em seguida da conversão para cinza, é executada a limiarização, essa fase tem como função distinguir os objetos presentes na imagem perante o limiar determinado. O limiar é calculado a partir do aspecto dado pelo formato dos nódulos.

Os métodos de limiarização têm duas abordagens distintas, uma global e outra local. Os métodos de limiarização globais utilizam um único limiar T para toda imagem. Os métodos de limiarização local têm como princípio dividir a imagem em sub-regiões, onde cada sub-região tem seu limiar específico. Em função das características da imagem, podem ser necessários diferentes valores de limiar para cada região. As imagens nem sempre contêm intensidades bem diferenciadas entre fundo e objeto em função de falta de contraste e/ou ruído. A maioria das

imagens traz as componentes do objeto de forma esparsa resultando em intensidades menores que a do fundo (Gonzalez e Woods, 1992).

Para realçar a imagem agora aplica-se um filtro de linear. Se a cor do pixel estiver abaixo de 100 (escala de 0 a 255, sendo 0 branco e 255 preto) o pixel é colorido para preto, caso a cor esteja acima de 100, é colorido para branco. Com isso temos a imagem abaixo.

Figura 10 - Figura aplicado Limiarização.



Fonte: Elaborado pelo autor.

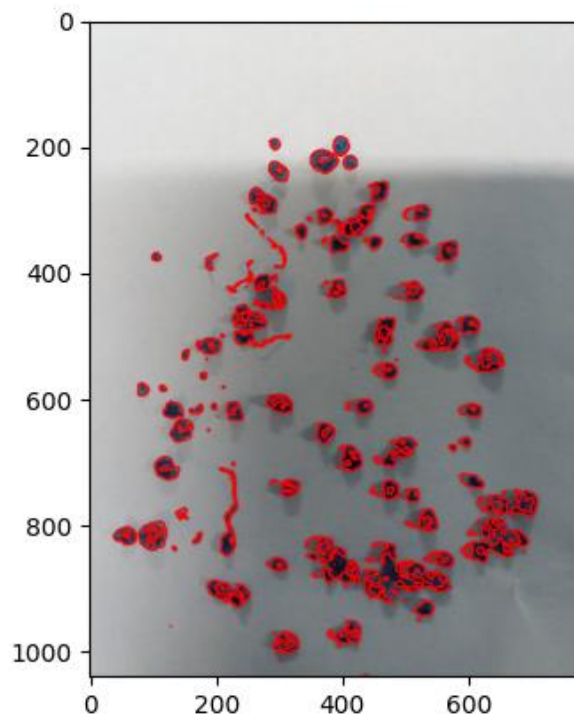
3.6 Contagem dos Nódulos

Por final chegamos à classificação dos nódulos, onde após realizado a tratativa da imagem, removendo sobras e ruídos, conseguimos distinguir o que são nódulos através dos contornos brancos que sobraram.

Na fase do pré-processamento são realizadas operações para separar apenas informações essenciais para o processo de Aumento de Contraste. Portanto a contagem de nódulos tem a finalidade de separar os pixels do fundo da imagem e filtrar os nódulos, com base em suas partes de cores.

Agora basta contar as regiões onde existem conjuntos de pixels brancos. Para remover os possíveis ruídos que ainda restam, cria-se um delimitador máximo e mínimo para se considerar um conjunto como sendo um nódulo ou não. Por testes foi definido o conjunto [3,20]. Aplicando a verificação, é possível realizar a contagem, obtendo o retorno de nódulos 50 nódulos, contornados de vermelho na figura abaixo.

Figura 10 - Imagem final gerada na contagem.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.7 Aplicativo desenvolvido

O programa foi desenvolvido para plataforma desktop, A foi desenvolvida utilizando a linguagem Python, foi utilizada a biblioteca OpenCV para auxiliar as operações envolvendo processamento digital de imagens.

A biblioteca OpenCV - Python é uma biblioteca de ligações Python projetada para resolver problemas de visão computacional. Todas as estruturas de matriz OpenCV são convertidas de e para matrizes Numpy. Isso também facilita a integração com outras bibliotecas que usam Numpy, como SciPy e Matplotlib [Bradski & Kaehler, 2008].

A captura das imagens foi realizada através da câmera de um smartphone Samsung Galaxy S 7, que possui as seguintes especificações técnicas: sistema operacional Android 8.0,

processador Dual Core de 2.6 Ghz, 32 Gb de memória interna e câmera VGA com resolução de 12 Megapixels.

Para verificar o método desenvolvido e medir a capacidade de contagem do sistema, diversos testes foram realizados no próprio ambiente de produção. No teste foram tiradas várias fotos. Fotos com diversas variações de posição e nódulos, contando do menor ao maior nódulo contido na folha.

3.7.1 Código do programa Python

A seguir uma breve descrição das funções acima declaradas nas quais são aplicadas no código do programa.

- Bibliotecas:

```
import cv2
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

- Captura da imagem:

```
img = cv2.imread("C:/Users/Ronivon/Desktop/Tcc/TCCC/Embrapa/Amostr1/amostr1.jpeg", -1)
```

- Função que separa as camadas

```
rgb_planes = cv2.split(img) # separa as camadas RGB
result_planes = []
result_norm_planes = []
```

- Aplicação de Aumento de contraste e Limiarização:

```
dilated_img = cv2.dilate(plane, np.ones((8,8), np.uint8)) #Ditlata a imagem, a ideia
é ampliar as bordas
bg_img = cv2.medianBlur(dilated_img, 21) #aplica filtro de normalização por
caixa, com isso obtem-se a camada fundo - fundo importante, (como se fosse
distorção da imagem)
diff_img = 255 - cv2.absdiff(plane, bg_img) # subtrai a camada original da camada
fundo, o resultado é a camada sem sombra
norm_img = cv2.normalize(diff_img, None, alpha=0, beta=255,
norm_type=cv2.NORM_MINMAX, dtype=cv2.CV_8UC1) # normaliza (obtem
somente os dados que repetem nas duas imagens, o objetivo é obter somente o que
for de substância em ambas),
```

```

result = cv2.merge(result_planes) # junta as 3 camadas novamente
result_norm = cv2.merge(result_norm_planes)# junta as 3 camadas novamente
(aqui normalizadas)
result_norm_gray = cv2.cvtColor(result_norm, cv2.COLOR_BGR2GRAY) #
converte a imagem normalizada para escala de cinza

```

- Contagem dos nódulos:

```

th, threshed = cv2.threshold(result_norm_gray, 100, 255,
cv2.THRESH_BINARY_INV | cv2.THRESH_OTSU) #se a cor do pixel for
menor que 100 deixa o mesmo preto, se maior branco

```

```

cnts = cv2.findContours(threshed, cv2.RETR_LIST,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)[-2] #busca todos os contornos da imagem
s1 = 5 #Pixel Minimo
s2 = 20 #Pixel Maximo
xcnts = []
for cnt in cnts: #realiza comparação por área de contorno
    if s1 < cv2.contourArea(cnt) < s2:
        xcnts.append(cnt)
view = cv2.drawContours(img, cnts, -1, (255,0,0), 2) #junta os contornos
detectados na imagem original

```

4 RESULTADOS

O quadro 1 é composto pelas amostras, que no total foram 10 amostras de nódulos, a forma de tratamento, quantidade de nódulos contados manualmente, Quantidade de nódulos contados pelo Software e o tempo gasto na contagem manual, pois essa informação é relevante. Temos os campos falso positivo e falso negativo, é destacado quanto o programa contou a mais ou quantidade inferior de acordo com a contagem manual.

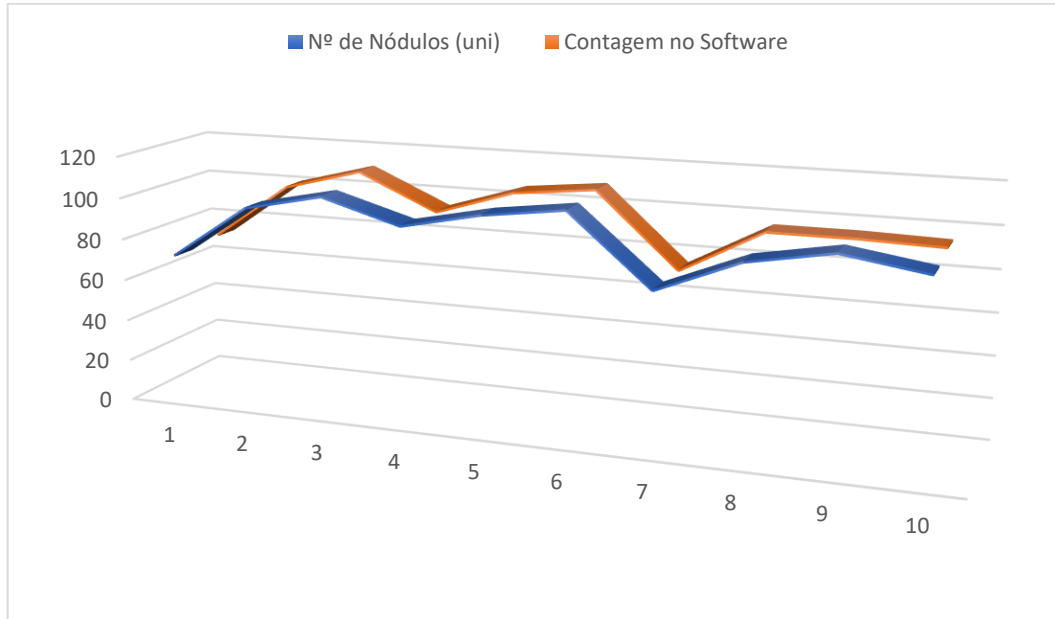
Em comparação com o tempo realizado manual e com a contagem via software, temos um ganho de 100% na qual atingimos nosso objetivo de automatizar a contagem dos nódulos, mas levando em consideração todo processo de retirar as fotos e transferir para um computador leva cerca de uma hora, nisso capturando todas as imagens necessárias e jogando no software.

Quadro 1 – Tabela de resultados e comparações.

Dados referentes de 4 plantas						
AMOSTRAS	Tratamento	Contagem Manual	Contagem no Software	Falso Positivo - (Software)	Falso Negativo - (Software)	Tempo de Contagem Manual (h,min)
Amostra 1	Manual	71	73	2	0	06:10:28
Amostra 2	Manual	97	100	3	0	13:46:48
Amostra 3	Manual	105	110	5	0	15:34:13
Amostra 4	Manual	94	93	0	1	11:12:14
Amostra 5	Manual	102	105	3	0	10:38:29
Amostra 6	Manual	107	109	2	0	20:19:00
Amostra 7	Manual	74	74	0	0	11:06:03
Amostra 8	Manual	90	95	5	0	09:39:08
Amostra 9	Manual	97	95	0	2	07:41:24
Amostra 10	Manual	91	94	3	0	07:34:31
Total		928	948	23	3	113:42:18
						4 Dias

No Geral o trabalho apresentado obteve um resultado positivo. As amostras de nódulos deram um total de 928 nódulos, na qual 935 foram detectados pelo programa. Portanto apenas 23 nódulos que foram contabilizados a mais nas imagens, isso por conta das sombras, traços de raízes nas fotos. na qual representa uma taxa de acerto de 98,1%.

Figura 11 - Comparação Manual / Software.



5 CONCLUSÕES

A sugestão inicial deste trabalho foi desenvolver um sistema de contagem automática de nódulos, foi utilizado como recurso de estudos o processamento de imagens. A ideia é usar o sistema para carregar as imagens, realizar a tratativa da imagem, preparando na para uma contagem no estágio final do processamento da imagem. Isso torna possível considerar o número real de nódulos avaliado pelo sistema.

O sistema mostrou-se eficaz devido ao seu baixo índice de erros, o que comprova sua utilização Como alternativa à contagem automática das imagens. Além de melhorar o ganho de tempo absurdo em comparação com a contagem realizada manualmente, também pode obtém resultados mais rápido, permitindo dar continuidade no processo de pesquisa da nodulação da soja.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Apesar do programa estar identificando e contando os nódulos de forma eficaz, existem outras formas de realizar contagem de nódulos. Uma delas testar um modelo de inteligência artificial para contagem. O mesmo não foi utilizado pela falta de uma base de dados grande o suficiente para o treinamento e testes.

Ainda não existem uma base de imagens grande o suficiente para possibilitar testes satisfatórios do modelo desenvolvido. Se espera-se aplicar esse contador de nódulos para um cenário real, torna-se indispensável a criação de uma ampla base de dados.

Existem riscos detectados que são na realidade raízes, que estão sendo contadas como nódulos. Tem-se que desenvolver um método para detectar essas raízes e desconsiderá-las na contagem de nódulos.

Outro ponto é desenvolver um programa com uma interface gráfica para possibilitar a utilização do modelo pelo público em geral, sem a necessidade de operar via CLI (linha de comando).

Pode também desenvolver um projeto com utilização de luminárias acima das fotos para realçar melhor as fotos, assim não terá necessidade de realizar tratamento de sombras.

7 REFERÊNCIAS

- ALAN, Z; M, Pedro M; Rezende, Adriano T; Bruzi, Natália T; Oliveira, Igor O; Soares, Geraldo F. G. Neto, Bruno E. S. Cardillo and Laís O. Silva. **Co-inoculation of *Bradyrhizobium japonicum* and *Azospirillum brasilense* in the soybean crop.** Revista de Ciências Agrárias, 2015, 38(1): 87-93.
- BRACCINI, A. L., MARIUCCI, G. E. G., SUZUKAWA, A. K., Lima, L. H. S. & Piccinin, G. G. (2016). **Co-inoculação e modos de aplicação de *Bradyrhizobium japonicum* e *Azospirillum brasilense* e adubação nitrogenada na nodulação das plantas e rendimento da cultura da soja.** Scientia Agraria Paranaensis, 15(1), 27-35.
- BRADSKI, G. & Kaehler, A. (2008). **Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library.** O'Reilly Media.
- CAMPO, R. J; HUNGRIA, M. "**Protocolo para análise da qualidade e da eficiência agrônômica de inoculantes, estirpes e outras tecnologias relacionadas ao processo de fixação biológica do nitrogênio em leguminosas.**" REUNIÃO DA REDE DE LABORATÓRIOS PARA RECOMENDAÇÃO, PADRONIZAÇÃO E DIFUSÃO DE TECNOLOGIAS DE INOCULANTES DE INTERESSE AGRÍCOLA, 13., 2006, Londrina. Anais... Londrina: Embrapa Soja, 2007. p.89-123. (Embrapa Soja. Documentos, 290).
- COLUSSI, Joana et al. **O agronegócio da soja: Uma análise da rentabilidade do cultivo da soja no Brasil.** Espacios, Ponta Grossa, v. 37, n. 16, p.23-23, 2016. Anual.
- CONAB. **Companhia Nacional de Abastecimento.** Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/graos/boletim-da-safra-de-graos>>. Acesso em 31 de março de 2020.
- GELAIN, E.; Rosa Junior, E. J.; Mercante, F. M.; Fortes, D. G.; Souza, F. R.; Rosa, Y. B. C. **J. Fixação biológica de nitrogênio e teores foliares de nutrientes na soja em função de doses de molibdênio e gesso agrícola.** Ciência e Agrotecnologia, v.35, p.259-269, 2011. [http:// dx.doi.org/10.1590/S1413-70542011000200005](http://dx.doi.org/10.1590/S1413-70542011000200005)
- GONZALEZ, R. C. & Woods, R. E. (2002). **Processamento Digital de Imagens.** 2nd Edition, Prentice Hall, Upper Saddle River.
- GRACIANO, A. B. V. (2007). **Rastreamento de objetos baseado em reconhecimento estrutural de padrões.** Master's thesis, Instituto de Matemática e Estatística.
- Haykin, S. (1999). **Redes Neurais - Princípios e prática.** 2 edition.
- He, L., Wang, H., & Zhang, H. (2011). **Object detection by parts using appearance, structural and shape features.** In International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA) (pp. 489–494).
- HIRAKURI, M. H.; LAZZAROTTO, J. J. **Evolução e perspectiva de desempenho econômico associados com a produção de soja nos contextos mundial e brasileiro.** Londrina: Embrapa Soja, 2010, 47P. Embrapa Soja. Documentos, 319. Disponível em: <http://www.cnpso.embrapa.br/download/Doc319_3ED.pdf>. Acesso em: 29 jul. 2015.
- HUNGRIA, M.; CAMPO, R. J.; MENDES, I. C. **A importância do Processo de Fixação Biológica de Nitrogênio para a Cultura da Soja: componente essencial para a**

competitividade do produto brasileiro. Londrina, Embrapa Soja, 2007. 80 p. (Documentos, 283).Disponível em: < <https://www.infoteca.cnptia.embrapa.br/handle/doc/468512>>. Acesso em: 20 maio 2016.

HUNGRIA, M; CAMPO, R. J; MENDES, I. C. **A importância do processo de fixação biológica do nitrogênio para a cultura da soja: componente essencial para a competitividade do produto brasileiro.** Londrina: Embrapa Soja, 2007. 80p. (Embrapa Soja. Documentos, 283).

LOPES, D. C. (2009). **Implementação e Avaliação de Máquinas de Comitê em um Ambiente com Múltiplos Processadores Embarcados em um Único Chip.** PhD thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Norte.

MENDEL, J. M. & McLaren, R. W. (1970). **Reinforcement Learning control and pattern recognition systems**, volume 66.

RAUL, S. W; **Metodologia de pesquisa para ciências da computação.** São Paulo: Elsevier Editora Ltda, 2014.

RUBIN, Vitor A.B.1; MICHELON, Cleudson J. 2; PINTO, Thamara E1; SCHOTT, Anderson D. 1; STEINDORFF, Thalison G. 1; SALIN, Marcelo L. **CO-INOCULAÇÃO DE Bradyrhizobium e Azospirillum brasilense EM SOJA NA DEPRESSÃO CENTRAL DO RS. ANAIS DA MOSTRA DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA, TECNOLOGIA E CULTURA – MECTeC.** Instituto Federal Farroupilha Campus São Vicente do Sul, São Vicente do Sul-RS, fevereiro de 2018.

SILVA, L. S. (2008). **Sistema computacional para contagem automática de pessoas baseado em análise de sequências de imagens.** Master's thesis, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.

GONZALES, R. C. & WOODS, R. E. (1992). **Processamento Digital de Imagens.** Addison-wesley publishing company edition.

TAIZ, L; ZEIGER, E. **Fisiologia Vegetal.** [Tradução: Armando Molina Divan Junior]. 5 ed. Porto Alegre: Artmed, 2013. 918 p.

TOLEDO, M. Z; GARCIA, R. A; PEREIRA, M. R. R; BOARO, C. S. F; LIMA, G. P. P. **Nodulação e atividade da nitrato redutase em função da aplicação de molibdênio em soja.** Bioscience Journal, v.26, p.858-864, 2010.

VIANA, J. G. A; SILVEIRA, V. C. P. **Análise econômica e custos de produção aplicados aos sistemas de produção de ovinos.** In: CONGRESSO DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E SOCIOLOGIA RURAL, XLVI, **Anais...** SOBER: Rio Branco, 2008 (CD-ROM).