

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE PONTA GROSSA
SETOR DE CIENCIAS AGRARIAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA
ELVIS CANTERI DE ANDRADE

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS COMO
ESTIMATIVA DE TEOR DE N FOLIAR NA CULTURA DO MILHO**

PONTA GROSSA

2015

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE PONTA GROSSA
SETOR DE CIENCIAS AGRARIAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO APLICADA
ELVIS CANTERI DE ANDRADE

**PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS COMO
ESTIMATIVA DE TEOR DE N FOLIAR NA CULTURA DO MILHO**

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada da Universidade Estadual de Ponta Grossa, como Área de Concentração: Processamento Digital de Imagens para Tecnologias Agrícolas.

Orientador: Prof. Dr. Luciano José Senger

Co-orientador: Prof. Dr. Eduardo Fávero Caires

PONTA GROSSA

2015

Ficha Catalográfica
Elaborada pelo Setor de Tratamento da Informação BICEN/UEPG

A553 Andrade, Elvis Canteri de
 Processamento digital de imagens como
 estimativa de teor de n foliar na cultura
 do milho/ Elvis Canteri de Andrade. Ponta
 Grossa, 2015.
 56F.

 Dissertação (Mestrado em Computação
 Aplicada - Área de Concentração:
 Computação para Tecnologias em
 Agricultura), Universidade Estadual de
 Ponta Grossa.

 Orientador: Prof. Dr. Luciano José
 Senger.

 Coorientador: Prof. Dr. Eduardo Fávero
 Caires.

 1.Clorofilômetro. 2.IRC. 3.PDI.
 4.FieldScout. 5.GreenSeeker. I.Senger,
 Luciano José. II. Caires, Eduardo Fávero.
 III. Universidade Estadual de Ponta
 Grossa. Mestrado em Computação Aplicada.
 IV. T.

CDD: 006.3

TERMO DE APROVAÇÃO

Elvis Canteri de Andrade


**“PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS COMO ESTIMATIVA DE TEOR
DE N FOLIAR NA CULTURA DO MILHO”**

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada da Universidade Estadual de Ponta Grossa, pela seguinte banca examinadora:

Orientador:


Dr. Luciano José Senger
UEPG


Dr. Alceu de Souza Britto Jr
UEPG/PUC


Dr. Pedro Henrique Weirich Neto
UEPG

Ponta Grossa, 11 de setembro de 2015.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente à minha esposa Débora Tabia Ribas, meu alicerce de amor, amizade e em especial ao grande sentido de família, fundamentais para realização de qualquer projeto e conquista. À minha família, em especial minha mãe Maria Rut Canteri e minhas filhas Anna Luiz e Flavia Danieli, pelo amor incondicional e recíproco.

Participar de um Programa de Mestrado Interdisciplinar é um desafio que exige perseverança do acadêmico, principalmente com relação a fatores que se mostram óbvios e elementares para o profissional de uma das áreas, mas que são plenamente desconhecidos pelos profissionais da outra área. Assim sendo, saliento a importância de dois fatores fundamentais para a realização de um programa desta modalidade: (i) da participação em disciplinas que não são de sua área de formação, pois sem este conhecimento corremos o risco de fugir do óbvio; (ii) contar com a colaboração de pessoas boas que mesmo sem ganhar nada em troca, estão dispostas a colaborar para que o sucesso do trabalho seja alcançado. Minha extrema gratidão a quem eu presto minha homenagem agora.

Aos professores do Laboratório LCAD, meu orientador professor Dr. Luciano José Senger pela fundamental e decisiva participação para o desenvolvimento desta dissertação, e ao Prof. Dr. Márcio Augusto de Souza pela amizade e apoio.

Aos professores do programa de Mestrado pelos ensinamentos recebidos e principalmente ao professor Dr. Eduardo Fávero Caires pela colaboração direta e indireta para o desenvolvimento desta dissertação.

Aos alunos orientados do professor Dr. Eduardo Fávero Caires, indispensáveis e sempre prestativos nesta jornada. Ao Doutorando em Agronomia Cláudio Kapp Junior, pelo compartilhamento dos dados e apoio geral, fundamentais para o êxito da pesquisa, ao Angelo Rafael Bini, essencial nos procedimentos agrícolas e laboratoriais, e aos integrantes do laboratório de Fertilidade do Solo: Dirce, Shively, Danilo e Adriano pelo apoio geral.

A Jéssica Caroline Ribas, Orion Guimarães e Jéssica Alves dos Santos, que prestaram significativa ajuda nos passos iniciais desta pesquisa.

A Universidade Estadual de Ponta Grossa, pela oportunidade cedida para a realização do Mestrado em Computação Aplicada e à Capes pela bolsa de estudos.

A Deus, pela vida e iluminação, cuja onipresença se mantém constante em todas as jornadas de minha existência.

RESUMO

O nitrogênio (N) é um nutriente que é diretamente relacionado ao desenvolvimento das plantas e a adubação nitrogenada adequada pode proporcionar a colheita em menor tempo e com aumento na produtividade. O N vêm sendo manejado incorretamente e frequentemente suprido de modo insatisfatório pelo solo. O manejo adequado depende do monitoramento constante do estado nutricional que pode ser realizado estimando-se o teor de N foliar. O objetivo principal deste trabalho visa qualificar a utilização de algoritmos de processamento digital de imagens, com a finalidade de estabelecer um método válido para estimar o estresse nutricional de N (nitrogênio) da cultura do milho, bem como a viabilidade de sua implementação em dispositivos móveis, utilizando fotos amostradas em ambiente de campo sob iluminação natural. Constatou-se que o processo de limiarização deve ter base no fator HSV, mais adequado sob iluminação natural se considerarmos a amostragem em ambiente de campo, compreendido entre as 11h15min e 14h55min. Dentre os algoritmos destacam-se os resultados do DGCI (*Dark Green Color Index*) obtido do fator HSV (*Hue, Saturation, Vibration*), com significativa correlação para análise foliar do milho ($R^2=0,92$) e a adoção do NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) obtido a partir do histograma RGB (*Red, Green, Blue*), sendo o mesmo método investigado com o uso dos clorofilômetros FieldScout CM 1000 e GreenSeeker. Não há correlação significativa entre as leituras efetuadas pelos clorofilômetros se forem consideradas leituras em qualquer momento do dia e sob diversas condições de luminosidade. Porém, há correlação positiva das leituras dos clorofilômetros FieldScout CM 1000 e GreenSeeker, correspondendo a amostragem entre as 11h16m e 14h32m ($R^2=0,75$) e entre as 12h15m e 14h53m ($R^2=0,92$), bem como torna-se possível estimar o IRC da cultura do milho com base no DGCI para o estágio fenológico V5 a V7 em ambiente de campo utilizando um dispositivo móvel.

PALAVRAS-CHAVE: Clorofilômetro, PDI, FieldScout, GreenSeeker, Android, Kjeldahl.

ABSTRACT

Nitrogen (N) is a nutrient that is directly related to the plants development and proper nitrogen fertilization can provide harvest in less time and increase productivity. The N have been handled incorrectly and often non-satisfactory supplied to the land. Proper management depends on constant monitoring of nutritional status that can be accomplished by predicting the leaf nitrogen content. This work aims to evaluate digital image processing algorithms, in order to establish a valid method to estimate the nutritional stress of N (nitrogen) on maize, and the feasibility of its implementation on mobile devices using photos sampled in the field under natural lighting environment. It was found that the thresholding process should use the HSV factor, more suitable under natural light if the sampling in the field was conducted between 11:15 am and 14:55. Among the algorithms we highlight the results of the DGCI (Dark Green Color Index) obtained from factor HSV (Hue, Saturation, Vibration), with significant correlation to leaf analysis of corn ($R^2 = 0.92$) and the adoption of NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) obtained from the RGB histogram (Red, Green, Blue). This is the same method studied considering the FieldScout CM 1000 and GreenSeeker chlorophyll meters used in this research. No significant correlation among the readings was found when considering values from chlorophyll meters obtained in any moment of the day or from different light conditions.

However, there is a positive correlation among the FieldScout CM 1000 and GreenSeeker, corresponding to sampling among 11h16m and 14h32m ($R^2 = 0.75$) and among 12h15m and 14h53m ($R^2 = 0.92$), as well is possible to estimate the IRC of maize based on the DGCI to V5 to V7 phenological stages directly at crop field using a mobile device.

KEYWORDS: DIP, Nitrogen, FieldScout, GreenSeeker, Android development, Kjeldahl.

LISTA DE SIGLAS

AP	Agricultura de Precisão
ARM	<i>Advanced RISC Machines</i>
ART	<i>Android Run Time</i>
BSD	<i>Berkeley Software Distribution</i>
Chl a	Clorofila “a”
CSV	<i>Comma-separated value</i>
CPU	Unidade Central de Processamento
DLL	<i>Dynamic Linked Library</i>
HAL	<i>Hardware Abstraction Layer</i>
HSV	<i>Hue, Saturation, Vibration</i> : Matiz, Saturação e Brilho (HSB).
ICV	Intensidade de Coloração Verde
IPL	<i>Image Processing Library</i>
IRC	Índice Relativo de Clorofila
ISD	Incidência Solar Direta
LCAD	Laboratório de Computação de Alto Desempenho
N	Nitrogênio
NDVI	<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>
NPK	Nitrogênio, Fósforo e Potássio: Complexo nutricional
PDI	Processamento Digital de Imagens
RGB	<i>Red</i> (vermelho), <i>Green</i> (verde), <i>Blue</i> (azul): canais de cor
SIG	Sistema de Informação Geográfica
SPAD	Equipamento Medidor Indireto de Clorofila
UEPG	Universidade Estadual de Ponta Grossa

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Destilador de Nitrogênio.	20
Figura 2. Leaf Color Chart.	22
Figura 3. Representação da sequência do processamento de imagens	24
Figura 4. Mistura das três cores e representação cúbica do sistema de cores RGB	27
Figura 5. Representação cônica do sistema de cores HSV	27
Quadro 6: Representação em forma de pseudocódigo das equações para transformação do sistema de cores RGB para HSV.	29
Figura 7: Leituras do teor de N foliar em função da adubação nitrogenada	40
Figura 8: Leituras do GreenSeeker em função da adubação nitrogenada	40
Figura 9. Fotos tiradas em ambiente de campo para processamento com o dispositivo S4 i-9295:	44
Figura 10. Análise de regressão da leitura do NDVI do GreenSeeker em função da dose de adubação nitrogenada	45
Figura 11. Demonstração do processo de visualização da imagem, do processo de limiarização por HSV e obtenção do DGCI e canais RGB do aplicativo.	46

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Coeficientes de correlação entre os algoritmos de processamento de imagens e índices de N.	31
Tabela 2– Índice de correlação (R^2) entre leituras dos clorofilômetros em função da adubação de N.	40
Tabela 3– Índice de correlação (R^2) entre leituras dos clorofilômetros efetuadas entre 11h e 15h.	41
Tabela 4– Índice de correlação (R^2) entre algoritmos e clorofilômetros efetuadas entre 11h e 15h.	42
Tabela 5– Índice de correlação (R^2) relevantes entre os resultados do algoritmo DGCI e as leituras dos clorofilômetros e do método de Kjeldahl efetuadas entre 11h e 15h.....	43
Tabela 6: Valores obtidos no estádio V12 entre os métodos leitura de ICV em função da adubação nitrogenada:	45
Tabela 7: Índice de correlação (R^2) obtidos em função da adubação nitrogenada	45

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
1.1. Objetivos	14
1.2. Organização do Trabalho	14
2. REVISÃO DE LITERATURA	16
2.1. Agricultura de Precisão e a Cultura do Milho	16
2.2. Clorofila e Obtenção de Índices de Nitrogênio.....	18
2.3. Processamento Digital de Imagens (PDI)	22
2.3.1. Biblioteca OpenCV e o Sistema Operacional Android	25
2.4. Modelo de cores RGB e HSV	26
2.4.1. Algoritmos e Conversões do sistema de cores RGB e HSV	28
2.5. Computação Paralela em PDI e Dispositivos Móveis	32
3. MATERIAIS E MÉTODOS	35
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	39
4.1. Análise das imagens das câmeras digitais	39
4.2. Aplicação da Computação Paralela em PDI	39
4.3. Leituras do índice relativo de clorofila	39
4.4. Algoritmos de PDI para obtenção de índice relativo de clorofila.....	41
4.5. Aplicativo de IRC para dispositivos móveis.....	45
5. CONCLUSÕES.....	48
6. REFERÊNCIAS	50

1. INTRODUÇÃO

Os avanços no desenvolvimento rural e agrícola dos últimos anos tem vindo a aumentar progressivamente o rendimento do agronegócio. Aumentar a produção de alimentos de forma sustentável, utilizando a mesma área agriculturável e minimizando impactos ambientais gerados pelo uso e manejo de recursos agrícolas são metas para o século 21 (HERRERO et al., 2010). Estes avanços no desenvolvimento rural e agrícola obtiveram um maior rendimento de área agriculturável e uma melhor manutenção dos serviços ecossistêmicos, demonstrando que a eficiência e aplicabilidade de técnicas de manejo produtivo são essenciais para se obter os benefícios sociais, econômicos e ambientais (FOLEY et al., 2005).

Dentre os fatores que tem contribuído para o incremento da produção de grãos brasileira nos últimos anos destaca-se a adoção de inovações tecnológicas e práticas adequadas por parte dos produtores rurais, como o uso de fertilizantes no processo de produção e o uso eficiente de agroquímicos (MACHADO et al., 2014). O conjunto de inovações tecnológicas são obtidas pela adoção da Agricultura de Precisão (AP), que visa o aumento da produtividade na agricultura e a qualidade ambiental, com a aplicação de princípios e tecnologias para manejar a variabilidade dos solos, clima, diversidade de culturas, performance de máquinas agrícolas e insumos naturais ou sintéticos usados na produção agrícola (PIERCE & NOWAK, 1999).

Quando se avaliam os fatores econômicos da produção agrícola, a adubação torna-se o fator de maior impacto visto a eficiência de sua aplicação, em se considerando os respectivos custos dos agroquímicos (RAIJ, 2011). O nitrogênio (N) é o nutriente que proporciona as maiores respostas no desenvolvimento das plantas e a adubação nitrogenada adequada pode proporcionar a colheita em menor tempo e com aumento na produtividade (GODOY et al., 2008). O N é um dos nutrientes requerido em maior quantidade e vêm sendo aplicado incorretamente ao longo dos anos pelos agricultores, frequentemente suprido de modo insatisfatório pelo solo. Em contrapartida, a aplicação em excesso de adubação nitrogenada pode provocar contaminações ambientais (CARVALHO et al., 2012).

Uma solução para este problema é o uso da computação móvel para o auxílio na recomendação de adubação. Smartphones e tablets estão viabilizando a utilização de software portátil para facilitar a atuação dos profissionais agrícolas. Como exemplo,

pode-se mencionar aplicativo para recomendação de adubação nitrogenada: O Índice de Nitrogênio (*Nitrogen Index*), que conduz a uma análise robusta e em poucos minutos por intermédio do uso destas novas tecnologias (DELGADO; KOWALSKI; TEBBE, 2013), e o aplicativo (*PocketLAI*) que utiliza Processamento Digital de Imagens (PDI) para estimar o índice de área foliar com eficiência, exatidão e precisão nos resultados (CONFALONIERI et al., 2013).

O uso de PDI no contexto da Agricultura de Precisão vem se mostrando como uma técnica auxiliar para o manejo adequado de culturas. Como exemplos da implementação de PDI podem ser citados: (i) a análise e correção de deficiência de nutrientes do solo (ROSSEL et al., 2012); (ii) o uso de imagens digitais em mensurações de coeficientes técnicos agropecuários (ROSSI et al., 2009); (iii) em pesquisas de estimação de níveis de nitrogênio em plantas (HAIM et al., 2012) (TEWARI et al., 2013); (iv) e no uso de PDI em dispositivos móveis para estimar o índice de área foliar (CONFALONIERI et al., 2013), denotando a importância e viabilidade de obter um método portátil confiável para estimativa de estresse nutricional, principalmente para estimativa de N da cultura.

O processo de aquisição de imagem com dispositivos de alta resolução, ocasionou um aumento na quantidade dos dados gerados neste processo e, conseqüentemente, aumentou o custo computacional no processamento de imagens (ALBUQUERQUE et al., 2012). Algoritmos de PDI tem exigido cada vez mais poder computacional dos dispositivos eletrônicos, seja pelo interesse na análise de dados de alta resolução, seja pela complexidade inerente às tarefas de aquisição, tratamento e reconhecimento de padrões em imagens. Assim, as técnicas de aquisição de imagem, processamento, armazenamento e comunicação das informações exigem alta velocidade na sua execução e ao mesmo tempo um excelente desempenho. Evidencia-se considerar uma estrutura de processamento de dados, seja de forma paralela e/ou distribuída para viabilizar estes resultados em um menor intervalo de tempo de processamento, podendo oferecer a potência computacional adequada a este tipo de aplicação (LEE & HAMDI, 1995).

As operações de processamento paralelo são preferenciais para assegurar um processamento eficiente em uma arquitetura multinúcleos, principalmente em se tratando de PDI em sistemas embarcados (SCHMIDT; FEY; REICHENBACH, 2010). Desde o lançamento desses processadores, empresas e pesquisadores buscam aprimorar

e criar técnicas de desenvolvimento de software, algoritmos e hardware que se encaixem nos novos padrões de processamento (TOMITA, 2004).

Mediante o exposto, pode-se observar que o Processamento Digital de Imagens é uma das áreas cuja resolução pode ser aprimorada através da associação de técnicas de computação paralela e distribuída, permitindo distribuir rotinas entre os nós de processamento, tornando-se possível a redução no tempo computacional, o que caracteriza uma solução para viabilizar execução de aplicações PDI em sistemas embarcados voltados à Agricultura de Precisão de forma rápida e segura.

1.1.Objetivos

O objetivo geral da dissertação é investigar o uso de PDI para a obtenção de índices relativos de clorofila (IRC) que são correlacionados com atributos nutricionais das plantas. De uma forma geral, a abordagem compreende avaliar os algoritmos que apresentam correlação com o teor de clorofila, e verificar sua validade para estimativa de N foliar para a cultura do milho em diferentes estádios fenológicos da cultura. Em caso positivo, busca-se a implantação de algoritmos em dispositivos móveis, gerando um aplicativo para a plataforma Android que possa ser utilizado como um clorofilômetro portátil para estimativa de N através do processamento digital de imagens da cultura do milho, sugerindo uma alternativa aos métodos já consagrados.

Os objetivos específicos envolvem: (i) avaliar o uso de PDI como técnica alternativa na avaliação do estado nutricional da cultura do milho, (ii) avaliar a viabilidade e confiabilidade da implantação do algoritmo de PDI para uso em campo em dispositivos móveis como smartphones e tablets; (iii) investigar a adoção do paralelismo computacional para melhorar os resultados obtidos com as técnicas atuais que não exploram o paralelismo; (iv) mensurar o ganho de desempenho por meio do fator de aceleração (*speedup*) com a adoção do paralelismo; (iv) avaliar a aplicabilidade das técnicas abordadas em dispositivos móveis.

1.2.Organização do Trabalho

Esta dissertação está organizada em cinco Capítulos. O capítulo 2 apresenta a revisão de literatura, onde estão descritos os conceitos fundamentais agrícolas e tecnológicos envolvidos na elaboração da presente dissertação. Isso engloba os

fundamentos da Agricultura de Precisão, Processamento Digital de Imagens, Obtenção de índices de N e sobre a importância social e econômica da cultura do milho. O Capítulo 3 descreve os materiais empregados para a obtenção de dados, bem como a descrição dos métodos agrícolas para obtenção de índices de N foliar e dos métodos computacionais de PDI e a viabilidade da sua adoção em dispositivos móveis com Sistema Operacional Android. O método de trabalho também é abordado neste Capítulo. O Capítulo 4 apresenta os resultados obtidos e uma discussão sobre as técnicas que foram aplicadas e obtiveram significativa correlação quando aplicados aos dados desta pesquisa. Finalmente, no Capítulo 5, são apresentadas as conclusões e considerações finais com base nos resultados obtidos.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Agricultura de Precisão e a Cultura do Milho

A Agricultura de Precisão (AP) é uma metodologia de gestão da produção agrícola, que consiste de um ciclo de análise da produtividade do solo, análise das características do solo, controle preciso da aplicação de insumos, correção da terra e controle preciso da plantação e da aplicação de agrotóxicos, onde a tecnologia e a lavoura possam ser aliadas em busca da otimização e solução de determinados problemas (MOLIN, 2004).

A AP engloba sistemas embarcados, sensores, *softwares*, fotografias aéreas, imagens de câmera digital, sensoriamento remoto, sendo constantemente aprimoradas com novos instrumentos e novas técnicas (MOLIN, 2004). Dentre as técnicas computacionais aplicadas à AP, destaca-se o uso do Processamento Digital de Imagens (PDI), obtidas *in loco* ou a partir de sensoriamento remoto por intermédio de Sistemas de Informação Geográfica (SIG). No Brasil, a agricultura de precisão vem sendo aplicada em diversas culturas, principalmente pelos produtores de soja e milho (MACHADO *et al.*, 2006).

A cultura do milho se destaca como um dos cereais principais da agricultura brasileira e mundial. Nos últimos 70 anos ocorreram mudanças no sistema de produção de milho, fundamentais para que a produtividade aumentasse 3,79 vezes no período analisado. O sistema de produção evoluiu em relação aos fatores de construção e proteção da produtividade, e deram suporte para que o Brasil chegasse a posição de terceiro maior produtor e exportador de milho do mundo, saltando de 5,6 milhões de toneladas em 1944 para 81,5 milhões de toneladas em 2013. Atualmente, no cultivo em grande escala da cultura do milho utilizam-se os mais variados insumos, como fertilizantes sintéticos, herbicidas, inseticidas, sementes de híbridos com ou sem eventos transgênicos, aplicação de fungicidas, plantio e colheita mecanizados (GALVAO, 2015). Na temporada 2014/15 a produção de milho nacional totalizou 84 milhões de toneladas produzidas em 15,8 milhões de hectares. A Região Sul representou a maior participação nacional, contribuindo com 46% da produção total do país (CONAB, 2015).

A importância econômica do milho é caracterizada pela diversidade em sua utilização, que vai desde a alimentação humana e animal, até a indústria de alta tecnologia. Sua importância econômica é dada pelo valor nutricional de seus grãos, por seu uso intenso como matéria prima da indústria alimentícia, bem como sua importância social por ser um alimento de baixo custo, pela viabilidade do cultivo e como alternativa para combustíveis não-fósseis, reduzindo a emissão de poluentes (CONAB, 2015). Recentemente a cultura do milho vem ganhando ênfase na produção de etanol. A demanda estimada de grãos para essa finalidade nos Estados Unidos ultrapassa um terço da produção total do país (SEAB, 2014).

A produtividade do milho é obtida em função do número de fileiras de grãos por espiga, número de grãos por fileira, massa de mil grãos e número de espigas por unidade de área. O potencial de rendimento de grãos de milho dependerá principalmente do potencial fotossintético da planta. Isso depende da quantidade de radiação solar incidente, da eficiência de interceptação e da conversão da radiação interceptada em fitomassa. A quantificação da área foliar em uma cultura permite inferir o potencial fotossintético, e como a fotossíntese depende da área foliar, o rendimento da cultura será maior quanto mais rápido a planta atingir o índice de área foliar máximo e quanto mais tempo a área foliar permanecer ativa (CESIO; DE BRITO; BRANDÃO, 2010).

O teor de clorofila da folha se correlaciona positivamente com o teor de N na planta e com o rendimento das culturas. A cultura do milho encontra-se entre as que necessitam de maior demanda de adubação nitrogenada para seu adequado desenvolvimento. No estágio fenológico V5 a V8 a planta precisa de um aporte de adubação adequado para que a geração dos grãos seja eficiente, diretamente relacionado com a demanda de nitrogênio (N) pelo milho durante o seu desenvolvimento. A absorção de N pelo milho é intensa no período que começa a partir dos 40 dias após a semeadura (estádio V6) até o florescimento masculino (emissão do pendão), quando a planta absorve mais de 70% de sua necessidade total. O aporte significativo de nitrogênio na fase inicial de desenvolvimento do milho, compreendida entre o estágio fenológico V4 a V6, proporciona um maior índice de área foliar e maior número de grãos por espiga, culminando na manifestação do potencial genético da planta (COELHO, 2010).

Para realizar a determinação de N utilizando clorofilômetros portáteis, deve-se considerar a área foliar que apresenta correlação com a disponibilidade de N do solo.

Em se tratando da cultura do milho, a área foliar adequada é o terço médio da folha, descartando a nervura central e as margens (ARGENTA et al., 2001). A extração de atributos da imagem exige neste caso o particionamento da imagem. Este particionamento permite operações de PDI com foco específico sobre os dados relevantes da imagem, permitindo eficiência na paralelização. O ganho de performance dos algoritmos em execução paralela se tornou a saída para se obter um aumento no desempenho (SCHMIDT; FEY; REICHENBACH, 2010).

2.2. Clorofila e Obtenção de Índices de Nitrogênio

Clorofilas são pigmentos naturais abundantes nas plantas. As clorofilas são essenciais para a conversão de energia luminosa em energia química, sendo assim relacionadas com a eficiência fotossintética das plantas e com sua adaptabilidade aos diferentes ambientes de crescimento (DE JESUS & MARENCO, 2008).

A clorofila “a” (“Chl a”) está presente nos organismos que demandam oxigênio para a fotossíntese. As bactérias fotossintetizantes são desprovidas de “Chl a” e possuem em seu lugar a bacterioclorofila como pigmento fotossintético. A “Chl a” é o pigmento utilizado para realizar a fotossíntese, enquanto que os demais pigmentos (clorofila “b”, clorofila “c” e clorofila “d”) auxiliam na absorção de luz e na transferência da energia radiante para os centros de reação, sendo assim chamados de pigmentos acessórios. Os pigmentos de fotossíntese e sua abundância variam de acordo com a espécie, e sua localização se dá nos cloroplastos. As clorofilas possuem N em sua composição e para fazer parte destes pigmentos o N deve ser absorvido pelas raízes. (STREIT et al., 2005).

A deficiência de “Chl a” ocasiona uma considerável redução na intensidade fotossintética. A deficiência de clorofila, conhecida por clorose, muitas vezes ocorre no início do desenvolvimento das folhas, as quais se tornam amareladas. Caso haja considerável composição de “Chl a” nos cloroplastos, a folha apresenta um índice de coloração verde (ICV) mais intenso e escuro, o qual pode ser identificada através do índice relativo de clorofila (IRC) mensurado na folha através de clorofilômetro em diferentes estádios fenológicos (ARGENTA et al., 2001; LARCHER, 2004).

O índice relativo de clorofila (IRC) pode ser mensurado na folha por intermédio de clorofilômetros. Este índice correlaciona-se positivamente com o teor de N foliar, bem como com a produtividade das culturas, possibilitando monitorar e manejar a

adubação nitrogenada (ARGENTA et al., 2001). O nitrogênio (N) é o nutriente que proporciona as maiores respostas no crescimento das plantas e a adubação nitrogenada adequada pode proporcionar a colheita em menor tempo e com boa qualidade (GODOY et al., 2008). Do complexo nutricional NPK presente no solo, o nitrogênio N não está em equilíbrio devido ao processo de mineralização, mediado por microrganismos, estando em constante alteração. Em países onde se usam doses elevadas de insumos ricos em N nos cultivos, as leis ambientais exigem monitoramento regular da concentração de nitrato nos mananciais de água. Em razão desse comportamento, os métodos de análise exigem rapidez e eficiência para a recomendação de adubação nitrogenada. Essa recomendação é feita levando-se em conta os resultados de experimentos, tipo de híbrido da cultura, histórico de uso da área, etc. (COSTA et al., 2012).

Na falta de um índice de N disponível no solo para tomada de decisão da dosagem de adubo nitrogenado aplicado durante o ciclo da cultura, um dos métodos utilizados é avaliar o comportamento da planta. A concentração de nutrientes nas folhas de cultivares pode ser utilizada para revelar a deficiência na obtenção de nutrientes, avaliar eficiência dos fertilizantes aplicados, auxiliar na recomendação da adubação e monitorar o estado nutricional da planta no decorrer do ciclo (PLANK & CARROW, 2003).

O emprego de medidor portátil de clorofila permite medições instantâneas do índice de clorofila foliar (SPAD ou ICF) e constitui um método alternativo para avaliação do teor de N nas plantas (COSTA et al., 2012). Dentre os diversos dispositivos para obtenção de índice de N, os utilizados como base para esta dissertação são: (i) Método de Kjeldahl; (ii) Clorofilômetro portátil CM FieldScout 1000; (iii) Clorofilômetro GreenSeeker; e (iv) *Leaf Color Chart* (LCC);

Atualmente em nossa instituição disponibiliza-se o uso do Destilador de Nitrogênio para determinação de N total em solos e plantas pelo método de Kjeldahl. A partir das análises químicas em plantas é possível avaliar seu estado nutricional e o efeito de determinados elementos na nutrição vegetal. O método de Kjeldahl compreende três etapas: (i) Digestão da amostra: Efetuada através da ebulição de uma amostra homogênea em ácido sulfúrico concentrado, onde o resultado final é uma solução de sulfato de amônio; (ii) Destilação: É adicionada uma base de excesso ao produto da digestão para converter o sal de amônio em amônia (Figura 1); e (iii)

Titulação: A quantidade de nitrogênio em uma amostra pode ser calculada a partir da amostra quantificada de amônia na solução a obter. A amônia é capturada quer com o excesso cuidadosamente medido de uma solução de ácidos padronizada (titulação de retorno) quer com o excesso de uma solução de ácido bórico (titulação direta). Entretanto, a amostragem tradicional de análise de tecidos vegetais empregada pelo método de Kjeldahl requer tempo, trabalho intenso e a coleta de várias amostras representativas (KRUSE; CHRISTIANS; CHAPLIN, 2006).



Figura 1. Destilador de Nitrogênio Tecnal TE-0363. Laboratório de Fertilidade dos Solos, UEPG.

Se considerarmos métodos portáteis, pode-se realizar a determinação de N por medidores portáteis (*Chlorophyll Meter*), um exemplo disponível no mercado o é o aparelho FieldScout CM 1000, que utiliza como base a variação da intensidade de coloração verde (ICV), pressionando o gatilho para ativar os lasers de segmentação e acionando o mecanismo de medição e cálculo retornando o valor NDVI, tomando-se uma medida por folha (PORTO et al., 2011). A medição da cor verde com clorofilômetro nas medidas de refletância são significativamente relacionadas com a concentração de clorofila (MANGIAFICO & GUILLARD, 2005), que pode ser determinada pelo uso do medidor indireto de clorofila SPAD, que por sua vez apresenta correlação significativa e positiva com o teor de N na folha (GODOY et al., 2008) (MALAVOLTA et al., 2004).

O medidor indireto de clorofila FieldScout CM 1000 tem similar funcionalidade ao SPAD, com a diferença de se efetuar a leitura a uma distância mínima de 25cm da área foliar, o que acaba caracterizando a forma a ser adotada para as leituras em campo realizadas na presente dissertação. O clorofilômetro portátil CM 1000 (*FieldScout Chlorophyll Meter – Spectrum® Technologies, Inc.*) mede a refletância das folhas nos comprimentos de onda do vermelho e do infravermelho, detectando a luz nos comprimentos de onda de 660 nm e 840 nm para estimar o status nutricional da planta, e que também dispõe de sensibilidade à refletância por intermédio de um sensor de luminosidade em 4 graus distintos, se adequando ao objeto de estudo em questão.

O modelo de clorofilômetro GreenSeeker (*GreenSeeker Hand Held™, NTech Industries, Inc., Ukiah, CA*), baseia-se na análise de refletância que emite luz no comprimento de onda do vermelho (660 nm) e do infravermelho próximo (770 nm) calculando automaticamente o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*). Os resultados obtidos pelo uso do GreenSeeker mostram-se superiores se comparados a leituras feitas pelo clorofilômetro SPAD, tendo comprovada eficiência para correlacionar os índices de N de culturas regionais (KAPP JR, 2013).

O LCC é uma ferramenta acessível e barata desenvolvida para avaliar a necessidade de adubação nitrogenada, proposta inicialmente para a cultura do arroz (IRRI, 1996). O método LCC (Figura 2) consiste de uma cartela com diferentes tonalidades da coloração verde, as quais correlacionam-se com o teor foliar de N, e tem como objetivo indicar a necessidade de adubação nitrogenada. Quando as leituras subjetivas são adequadamente calibradas para uma determinada variedade, o LCC pode auxiliar na recomendação de fertilizante nitrogenado a ser aplicado. Em contrapartida, o LCC depende de uma interpretação subjetiva do avaliador, e seus índices possuem uma escala que não se mostra suficiente para estimar N foliar para determinadas culturas. Assim como para o clorofilômetro, a tonalidade da cor crítica na cartela de cores precisa ser determinada, para adequar o manejo das aplicações de N (SINGH et al., 2002), e também se faz necessário avaliar a capacidade do LCC em estimar o teor de N no tecido vegetal da cultura em questão (SEN et al. 2011).

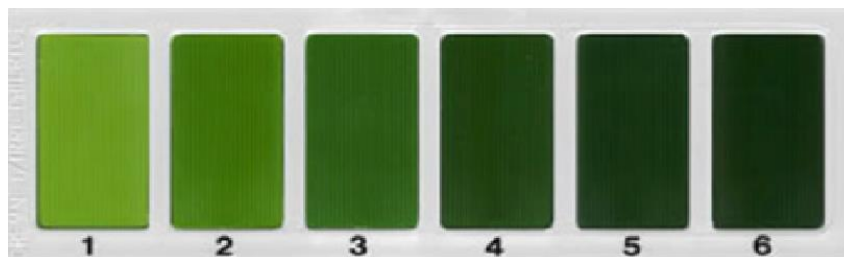


Figura 2. Leaf Color Chart.

2.3. Processamento Digital de Imagens (PDI)

Dentre as técnicas computacionais aplicadas à Agricultura de Precisão (AP), destaca-se o uso do Processamento Digital de Imagens (PDI), obtidas *in loco* ou a partir de sensoriamento remoto por intermédio de Sistemas de Informação Geográfica (SIG). Os SIGs são um conjunto de ferramentas que permitem coleta, armazenamento, recuperação, transformação e apresentação de dados do mundo real para objetivos específicos em apoio à tomada de decisão em campo. (ASSAD & SANO, 1998). O processamento de imagens é uma área da computação destinada à operação de imagens e processamento, aplicando a computação de forma interpretativa, a fim de extrair dados de imagens e vídeos (FORSYTH & PONCE, 2003).

No Brasil, a AP vem sendo aplicada em larga escala principalmente por produtores de soja e milho, e levantamentos evidenciam a expansão da AP em novas áreas do agronegócio (DE ALMEIDA MACHADO et al., 2006). O uso de PDI na AP surge como uma técnica eficaz para o manejo adequado de culturas. Ao observarmos trabalhos correlatos, destacam-se: (i) a análise e correção de deficiência de nutrientes do solo (ROSSEL et al., 2012); (ii) o uso de imagens digitais em mensurações de coeficientes técnicos agropecuários (ROSSI et al., 2009); (iii) no melhoramento genético de culturas (BABATUNDE et al., 2014); (iv) em sistema de aquisição de imagem de alta resolução para detecção remota de estresse hídrico, índices de vegetação e níveis de nitrogênio (GOMIDE et al., 2007); (v) em pesquisas de estimação de níveis de nitrogênio em plantas (HAIM et al., 2012) (TEWARI et al., 2013); (vi) e no uso de PDI em dispositivos móveis para estimar o índice de área foliar (CONFALONIERI et al., 2013), denotando a importância e viabilidade de obter um método portátil confiável para estimativa de estresse nutricional, principalmente para estimativa de N da cultura.

Em se tratando da adoção de PDI como método alternativo para estimar N em diversas culturas, buscou-se o estado da arte em algoritmos de tratamento de imagem validados para ambiente controlado, para correlacionar N e teor de clorofila com os

dados obtidos em campo. Os algoritmos que apresentaram correlação com teor de N foliar sugeridos pela revisão bibliográfica levaram esta pesquisa a averiguar a correlação dos algoritmos de PDI propostos com os resultados das leituras realizadas com o método laboratorial de Kjeldahl e com os clorofilômetros portáteis. Os algoritmos propostos têm em comum a extração de dados do fator RGB da imagem, a obtenção do fator HSV e dados normalizados dos canais r, g e b. Para a implantação de algoritmos para estimativa de índice de clorofila em folhas, utilizou-se algoritmos que apresentaram funcionalidade aplicados a diferentes tipos de cultura, incluso a do milho (ALI, 2013) (CONFALONIERI et al., 2015) (RABATEL, GORRETTA & LABBE, 2012) (RICCARDI et al., 2014) (RORIE et al., 2011) (TEWARI et al., 2013) (VOLLMANN et al., 2011) (WANG et al., 2014).

As tecnologias de PDI podem ser aplicadas em imagens digitais independentes de sua origem. Uma imagem digital caracteriza-se pela representação bidimensional da energia refletida ou emitida por uma cena. Desde o momento da aquisição até a saída, o método consiste em pré-processamento, realce e classificação. Pré-processamento refere-se ao tratamento e calibração da imagem, correção de distorções geométricas e remoção de ruídos. O Realce melhora a qualidade da imagem, permitindo uma melhor discriminação dos objetos presentes na mesma. Na classificação são atribuídos valores aos objetos extraídos da imagem (GONZAGA, 2010).

A sequência para manipulação de imagens para a resolução de um dado problema pode ser vista a seguir (Figura 3). As etapas de uma aplicação de PDI contemplam: aquisição, pré-processamento, segmentação, extração de características e reconhecimento (CASSIO, 2011). O estudo e conhecimento dessas técnicas são essenciais para a realização do processamento de imagens, que inclui histogramas, filtros de média, cálculo de energia, entropia, mediana, entre outras (MARQUES & VEIRA, 1999). As técnicas de processamento digital de imagens apresentam grande potencial para a obtenção de índices que expressem a cor verde da planta, pois o componente verde da imagem digital se correlaciona significativamente com a taxa de cobertura do solo e com concentração de N. Porém, as intensidades da luz vermelha e da azul podem interferir na cor verde da imagem (KARCHER & RICHARDSON, 2003). A obtenção de um histograma depende diretamente das rotinas de calibração e pré-processamento adotadas nas imagens amostradas, com a finalidade de se obter um resultado com menor índice de distorções.

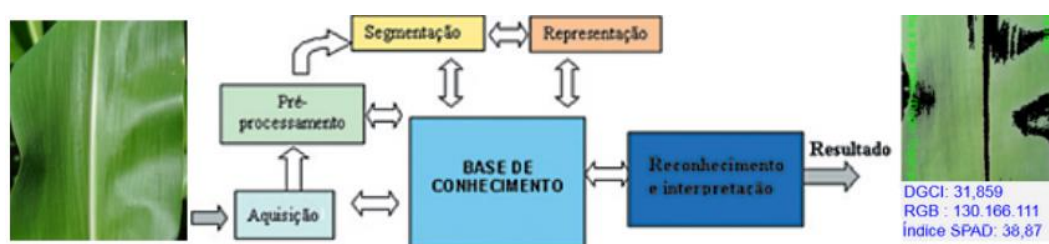


Figura 3. Representação da sequência do processamento de imagens

Como solução na fase de pré-processamento, pode-se aplicar a segmentação da imagem, dividindo-se uma imagem em suas unidades significativas, ou seja, nos objetos de interesse que a compõem. Esta tarefa, apesar de simples de descrever, possui alto custo computacional. No caso de folhas do milho, como exemplo, pode-se utilizar a segmentação para a definição do terço central que determina melhor correlação de N.

Os sistemas de processamento digital de imagens utilizam-se da limiarização (*thresholding*) para destacar o objeto alvo. A limiarização consiste na identificação de um limiar de intensidade em que o objeto melhor se distinga do restante da imagem. De forma geral, a escolha deste limiar assume critérios entrópicos ou estatísticos da imagem (MARQUES & VEIRA, 1999).

A extração eficiente de atributos da imagem exige o particionamento da imagem, dado pelo método de limiarização iterativo (*thresholding*), assumindo que o valor do limiar pode ser obtido calculando-se a média dos valores médios dos pixels nas duas classes de um histograma (YANG et al., 2001). Este particionamento permite operações de PDI com foco específico sobre os dados relevantes da imagem, para somente então realizar a extração do histograma, que realiza a qualificação do ICV dos algoritmos candidatos.

Com a finalidade de estabelecer relações na mensuração, faz-se necessário manipular, medir as variáveis que são consideradas relevantes ao entendimento do fenômeno analisado. Os resultados obtidos em diferentes horários do dia e sua correlação com os índices já comprovados cientificamente, geram estatísticas que apresentam uma visão global do fenômeno, diferenciada daquela possível numa abordagem univariada. A denominação “Análise Multivariada” corresponde a um grande número de métodos e técnicas que utilizam, simultaneamente, todas as variáveis na interpretação teórica do conjunto de dados obtidos (VICINI & SOUZA, 2005). O

grau de associação entre as variáveis pode ser avaliado através do coeficiente de correlação de Pearson (R^2).

A tarefa de identificar a área representativa de uma imagem exige filtros elaborados para se obter resultados eficientes. Contudo, exigir uma alta qualidade da segmentação exige também alto custo computacional, pois estes algoritmos apresentam grande complexidade e alta especificidade. De forma contrária, apresentariam pouca robustez. Em virtude dessa robustez e com foco na confiabilidade e padronização dos resultados obtidos através das técnicas de PDI, é comum a adoção de bibliotecas de rotinas computacionais que executam o processamento de imagens, fornecendo uma infraestrutura de fácil usabilidade. Dentre as principais bibliotecas de PDI, destacam-se as bibliotecas JAI (*Java Advanced Image*), *ImageJ* e OpenCV. Dentre estas, a biblioteca OpenCV vêm sendo amplamente explorada pela sua compatibilidade com o sistema operacional *Android*. Isto permite ao usuário criar sofisticadas aplicações de forma ágil e eficiente.

2.3.1. Biblioteca OpenCV e o Sistema Operacional Android

A biblioteca OpenCV foi desenvolvida pela *Intel Corporation* com o objetivo de tornar a visão computacional e o processamento de imagens acessíveis a usuários e programadores (TEAM, 2012). Um programa que utilize a biblioteca OpenCV invoca automaticamente uma DLL (*Dynamic Linked Library*) que detecta o tipo de processador e carrega a DLL otimizada para este. Com o pacote OpenCV é oferecida a biblioteca IPL (*Image Processing Library*), biblioteca base da codificação da OpenCV, além de documentação e de códigos exemplos. Esta biblioteca é distribuída pela licença BSD, gratuita para uso acadêmico e comercial. São implementadas em C++, C, Python e Java, dando suporte para os ambientes Windows, Linux, Mac OS, IOS e *Android*. Esta biblioteca é aplicada em áreas da visão computacional e processamento de imagens, tais como identificação de objetos, reconhecimento de movimentos, realidade virtual, reconhecimento facial, agricultura de precisão, entre outras áreas. A biblioteca OpenCV para *Android* faz uso da camada aplicação e do *Kernel* (núcleo) do sistema, por intermédio das ferramentas SDK para codificação Java e NDK para código nativo C e C++ (MEDNIEKS; LAIRD DORNIN; NAKAMURA, 2012) (TEAM, 2012).

O sistema *Android* define-se como um conjunto de ferramentas de *softwares* para dispositivos móveis e embarcados, criado pela Google e pela *Open Handset Alliance*, e

tornou-se o sistema operacional móvel com maior crescimento de número de usuários, presente em 81,2% dos dispositivos móveis da atualidade (IDC, 2015). Sua construção é feita com base nas contribuições da comunidade Linux de código aberto, e parceiros de *hardwares*, *softwares* e operadoras, sendo um sistema que funciona em um nível alto de abstração para programadores de linguagem de alto nível. O sistema *Android* é baseado no *Kernel* do Linux adaptado para arquitetura ARM e possui a interface DALVIKVM (*Dalvik Virtual Machine*) de abstração de camada de hardware (*HAL-Hardware Abstraction Layer*). A função da DALVIKVM é disponibilizar a cada aplicativo a alocação de uma máquina virtual (MEDNIEKS; LAIRD DORNIN; NAKAMURA, 2012). Dentro de cada DALVIKVM, está presente a maior parte do desenvolvimento de drivers (como recursos de câmera), de gerenciamento de memória e escalonamento de processos, recursos estes necessários para o processamento digital de uma imagem.

Uma característica comum dos algoritmos que empregam PDI como base para o seu processamento é a utilização do modelo de cores RGB e o respectivo espectro HSV derivado da imagem, buscando estabelecer correlação com índices relativos de clorofila e N das culturas.

2.4. Modelo de cores RGB e HSV

O sistema RGB é padrão de referência para cores representado em um sistema cartesiano (x, y, z) onde cada uma das cores primárias (*Red*, *Green*, *Blue*) representa um dos eixos do cubo RGB. O modelo de cores RGB é baseado nas três cores aditivas primárias: vermelho, verde e azul. (SOUTO, 2000).

O desenvolvimento tecnológico permitiu a definição do display de projeção e na captura de cores com base no modelo RGB, permitindo que as cores dos pixels fossem combinadas em valores distintos do vermelho (R), verde (G) e azul (B). As variáveis R, G e B recebem valores que variam de 0 a 255 (ou de 0 a 1). No sistema RGB, o valor (0, 0, 0) equivale à cor preta (ausência de cor). O valor (255, 255, 255) ou (1, 1, 1), é equivalente a interseção das três cores primárias, formando a luz branca (Figura 4a). Neste intervalo, há uma combinação possível de mais de 16 milhões de cores, derivada da multiplicação das 256 combinações de R, G e B (256^3). A junção das cores primárias, duas a duas, possibilitam a geração das cores secundárias (subtrativas). As cores secundárias são originadas a partir de combinações com as cores primárias,

utilizando-se uma representação cúbica (Figura 4b). As cores aditivas são obtidas pela subtração da cor branca por um par de cores subtrativas (SOUTO, 2000).

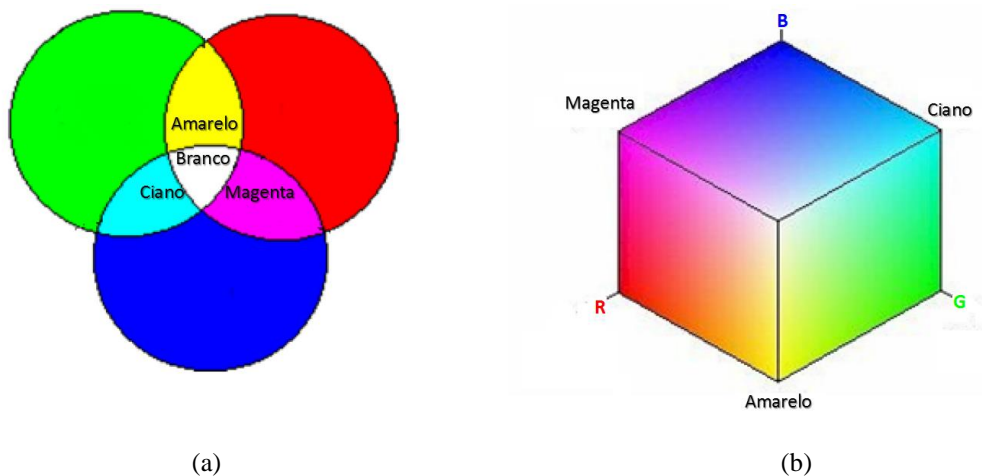


Figura 4. (a) Mistura das três cores e (b) representação cúbica do sistema de cores RGB

O fator HSB (ou HSV: *Hue*, *Saturation* e *Value*) auxilia na medição do índice de refletância da imagem e é obtido a partir do modelo de cores RGB (PRAKEL, 2010). O fator de matiz (*hue*), saturação (*saturation*) e brilho (*brigtness*) de representação tridimensional pode ser representado como um cone (Figura 5). Nesta representação a tonalidade é expressa em termos de um ângulo. A saturação varia ao longo do raio do ângulo e o eixo *value*, ortogonal aos demais, relaciona-se à iluminação (SIMOES & COSTA, 2001).

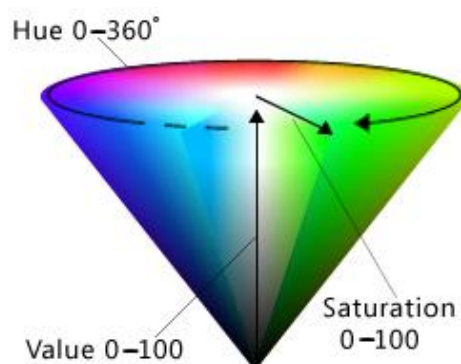


Figura 5. Representação cônica do sistema de cores HSV

O matiz descreve o pigmento de uma cor e é medido em graus de 0 a 360. Grau zero (0) indica vermelho, 60 graus indica amarelo, 120 graus indica verde, 180 graus indica ciano, 240 graus indica azul e 300 graus magenta. A saturação ou croma descreve a vivacidade ou o esmaecimento de uma cor e é medida em porcentagem, quanto maior

a porcentagem maior a vivacidade da cor. A saturação é a quantidade de cinza existente em relação ao matiz, medida como uma porcentagem de 0% (cinza) a 100% (totalmente saturado). A saturação é a profundidade (pureza) da cor e baseia-se na distância radial em relação ao eixo central com valores normalizados entre 0 e 1. Quanto maior o valor de saturação, mais pura será a cor. O brilho (vibração) descreve a quantidade de branco que uma cor contém. O brilho é a luminosidade relativa da cor ou a falta dela, podendo ser medida como uma porcentagem de 0% (preto) a 100% (branco). Para qualquer valor de intensidade e de matiz, se o valor da saturação variar do seu mínimo para o máximo, a alteração visualizada varia de uma cor mais escura (mais cor preta) e vai para a forma mais pura da cor representada pelo valor do matiz. Quanto maior a porcentagem, maior o brilho da cor (KARCHER & RICHARDSON, 2003) (MARQUES & VIEIRA, 1999) (PRAKEL, 2010) (SOUTO, 2000).

2.4.1. Algoritmos e Conversões do sistema de cores RGB e HSV

No modelo RGB, cor, brilho e intensidade estão agrupados. Ao selecionar uma faixa de cor RGB, pode-se verificar a matiz da cor selecionada, abrangendo todas as cores do seu espectro, independente do seu brilho e saturação. Com isso, faz-se necessário uma conversão do Modelo RGB para HSV. A Equação 2 a seguir mostra as funções necessárias para realizar a conversão entre os dois métodos.

$$H = \begin{cases} 60 * \frac{G - B}{MAX - MIN} + 0 \rightarrow \text{if}(MAX = R) \text{ e } (G \geq B) \\ 60 * \frac{G - B}{MAX - MIN} + 360 \rightarrow \text{if}(MAX = R) \text{ e } (G < B) \\ 60 * \frac{B - R}{MAX - MIN} + 120 \rightarrow \text{if}(MAX = G) \\ 60 * \frac{R - G}{MAX - MIN} + 240 \rightarrow \text{if}(MAX = B) \end{cases}$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{MAX}$$

$$V = MAX$$

Equação 2. Conversão do sistema RGB para HSV

Na Equação 2, temos a representação da fórmula onde: (i) R = Red; (ii) G = Green; (iii) B = Blue; (iv) MAX = ângulo máximo; (v) MIN = ângulo mínimo; (vi) H = Hue; (vii) S = Saturação; (ix) V = Value. Considera-se MAX sendo o maior valor entre

R, G e B, e MIN o menor valor entre R, G e B. O Quadro 6 mostra um pseudocódigo da transformação dos canais RGB para o padrão HSV, seguindo como base as fórmulas definidas na Equação 2. O algoritmo retorna o ângulo no círculo onde a matiz está definida, variando de 0° a 360°, bem como a saturação e o brilho variando de 0 a 1:

Algoritmo ConverterRGBparaHSV(P)

Requer: *Pixel P (x, y)*

1: *P {Pixel representado por P(x, y); Cada pixel P informa P.Red, P.Green, P.Blue }*

2: *max = maximo(P.Red, P.Green, P.Blue)*

3: *min = minimo(P.Red, P.Green, P.Blue)*

4: *P.V = max*

5: *P.S = (max - min)/max*

6: *P.S = (P.V - min)/P.V*

7: **se** *P.Red == P.Green == P.Blue* **então**

8: **retorne** *indefinido {Não há cor}*

9: **senão**

10: *Delta = max - min*

11: **se** *P.Red == max* **então**

12: *P.H = (P.Green - P.Blue) / Delta*

13: **senão se** *P.Green == max* **então**

14: *P.H = 2 + (P.Blue - P.Red) / Delta*

15: **senão se** *P.Blue == max* **então**

16: *P.H = 4 + (P.Blue - P.Green) / Delta*

17: *P.H = P.H * 60*

18: **se** *P.H < 0* **então**

19: *P.H = P.H + 360*

20: **fim senão**

Garante: *Pixel P(x, y)*

{Pixel representado por P(x, y); Cada pixel P recebe valores de P.H, P.S e P.V }

Quadro 6: Algoritmo para conversão do sistema de cores RGB para HSV

Conforme levantamentos em trabalhos correlatos, destacam-se os algoritmos abaixo descritos que apresentam correlação com a estimativa de teor de N foliar: (i) R; (ii) G; (iii) R+G; (iv) R/(R+G+B); e (v) DGCI.

(i) *Algoritmo R*: Obtém-se extraindo o canal vermelho (R) de uma imagem RGB. Originalmente Mercado-Luna et al. (2010 apud ALI et al., 2012) aplicaram processamento sobre fotos de mudas de tomate com coeficiente de correlação 0,91 onde buscou-se reproduzir o experimento com concentração de clorofila do tomate obtendo coeficiente de correlação -0,87 (ALI et al., 2013). O mesmo procedimento foi adotado para estimar N na cultura do arroz aos 30 dias de desenvolvimento da planta obtendo coeficiente de correlação 0,80 (TEWARI et al., 2013), bem como utilizado para estabelecer estimativa de concentração de nutrientes da cultura do milho com

coeficiente de correlação 0,80 (RORIE et al., 2011) e da cultura da soja com coeficiente de correlação -0,72 (VOLLMANN et al., 2011).

(ii) *Algoritmo G*: Obtém-se extraíndo o canal verde (G) de uma imagem RGB. Aplicado na cultura do arroz após os 45 dias do plantio obtendo coeficiente de correlação 0,77 (TEWARI et al., 2013), para estabelecer estimativa de concentração de nutrientes da cultura da soja com coeficiente de correlação 0,93 (VOLLMANN et al., 2011), e da cultura do milho com coeficiente de correlação 0,83 (RORIE et al., 2011).

(iii) *Algoritmo (R+G)*: Obtém-se extraíndo os canais vermelho (R) e verde (G) de uma imagem RGB, e somando o resultado obtido de cada canal. Esta fórmula foi originalmente aplicada por para estimar concentração de clorofila em folhas de cevada com base em imagens obtidas a partir de uma câmera digital (PAGOLA et al., 2009), e aplicada para estimar a concentração de clorofila na folha do tomate com coeficiente de correlação 0,93 (ALI et al., 2013).

(iv) *Algoritmo R/(R+G+B)*: Obtém-se extraíndo o canal vermelho (R) de uma imagem RGB, dividindo R pela soma dos canais vermelho (R), verde (G) e azul (B). Aplicado por Cai et al. (2006 apud ALI et al., 2012) para estimar estado nutricional da folha de pepino, obteve-se coeficiente de correlação -0,76 para estimar clorofila em folhas de tomate (Ali, 2013). Este algoritmo foi utilizado para estimar N na cultura do arroz aos 30 dias de desenvolvimento da planta obtendo coeficiente de correlação 0,51 (TEWARI et al, 2013).

(v) *Algoritmo DGCI*: Dentre os algoritmos, obteve melhor correlação de N para a cultura do milho o qual utilizou por base valores de uma única medida de cor verde escuro, o *dark green color index* (DGCI). Valores de índice de cor verde escuro geram uma medida mais consistente de cor verde que os valores RGB individuais em todas as variedades de cultivares. A fórmula do DGCI pode ser vista na Equação 1, e baseia-se nos fatores HSV extraídos de uma imagem RGB.

$$DGCI = \frac{\frac{H - 60}{60} + (1 - S) + (1 - B)}{3}$$

Equação 1: Fórmula para cálculo do DGCI. Fonte: (Karcher & Richardson, 2003).

Com base no DGCI, Rorie et al. (2011) utilizaram uma câmera digital e software de análise de imagem para avaliar a concentração de N em folha da cultura do milho. Neste estudo a associação entre o N foliar e o DGCI obteve significativa correlação com os valores do clorofilômetro SPAD 502 ($R^2=0,91$) e significativa correlação entre DGCI e concentração de N foliar ($R^2=0,80$ a $0,89$). Discos amarelos e verdes de valores referenciais de DGCI foram utilizados como base para calibrar as diferenças de sensibilidade entre cores (RORIE et al, 2011). Confalonieri et al. (2015) utilizaram uma câmera digital para avaliar o status de N em campo para a cultura do arroz por intermédio do DGCI e obtiveram correção significativa ($R^2=0,92$), superior à obtida com a utilização do SPAD 502 ($R^2= 0,83$) em se comparando com os resultados laboratoriais (CONFALONIERI et al., 2015). Os algoritmos com maior correlação de N seguem descritos na Tabela 1:

Tabela 1 – Coeficientes de correlação entre os algoritmos de processamento de imagens e índices de N.

Algoritmos com base em fator RGB	Coeficiente de Correlação R^2			
	Tomate	Arroz	Soja	Milho
R	-0,87	0,80	-0,72	0,80
G	nd*	0,77	0,93	0,83
R+G	-0,93	nd*	nd*	nd*
R/(R+G+B)	-0,76	0,51	nd*	nd*
DGCI	nd*	0,85	0,81	0,89

† *nd: não disponíveis nas fontes de pesquisa.

Os resultados sugerem que a implantação dos algoritmos tem ampla chance de êxito se os parâmetros forem adequadamente calibrados para leituras em momentos específicos do dia, em condições de iluminação natural. Viabilizar a obtenção de resultados com dispositivos móveis, que simultaneamente capturem a imagem e estabelecem relação entre os índices de cores RGB e HSV gerando estimativa de N sob iluminação natural é fundamental para o monitoramento da cultura e a diagnose de N no campo (TEWARI et al., 2013) (WANG et al. 2014).

Na utilização de bibliotecas de PDI para extração de características como o canal RGB de uma imagem, cada pixel é processado de forma independente. Consequentemente, essa abordagem favorece a aplicação de processamento paralelo de imagem digital em um processador com múltiplos núcleos. Com técnicas de programação adequadas, pode-se explorar a computação paralela em busca de resultados gerados em um menor intervalo de tempo. Computação paralela ou processamento paralelo constitui-se na exploração de eventos computacionais

concorrentes através de unidades de processamento, chamados de nós, que cooperam e comunicam-se (ALMASI & GOTTLIEB, 1994).

2.5. Computação Paralela em PDI e Dispositivos Móveis

A computação paralela tem sido empregada para melhorar o tempo de resposta em diversas aplicações. A necessidade da utilização de paralelismo em PDI para Agricultura de Precisão pode ser constatada num modelo para reconstrução e visualização bidimensional (2D) e tridimensional (3D) de imagens tomográficas de raios X, com contribuições originais para a área de tomografia agrícola aplicada à física de solos utilizando o modelo de reconstrução 3D paralela, demonstrando os ganhos ao explorar recursos computacionais disponíveis em arquiteturas paralelas que demandam elevada capacidade de processamento (PEREIRA, 2007). Isto indica que as operações de processamento paralelo são preferenciais para assegurar um processamento eficiente em uma arquitetura multinúcleos, principalmente em se tratando de PDI em sistemas embarcados (SCHMIDT; FEY; REICHENBACH, 2010).

Um dos fatores que contribuíram para a ascensão da computação paralela e distribuída foi a utilização de multiprocessadores ou multinúcleos em plataformas de computadores pessoais, em dispositivos móveis e mesmo em sistemas embarcados (PATTERSON & HENNESSY, 2014). A computação paralela tem sido adotada pela indústria como forma de solucionar as limitações intrínsecas das tecnologias atuais para concepção de circuitos integrados com a utilização de processadores de múltiplos núcleos com taxas de clock mais baixos e múltiplos processadores por chip. Desde o lançamento desses processadores, empresas e pesquisadores buscam aprimorar e criar técnicas de desenvolvimento de software, algoritmos e hardware que se encaixem nos novos padrões, padronizando o uso de diversas técnicas e aplicações que utilizam os princípios da computação paralela e distribuída (TOMITA, 2004).

A aferição de rotinas de processamento de imagens básicas, como adição, limiarização, convolução e detecção de bordas indicam a necessidade de melhorias na implementação de rotinas de PDI mais complexas e que trabalhem com imagens de alta resolução (WELLS, 2011). As técnicas de aquisição de imagem, processamento, armazenamento e comunicação das informações exigem alta velocidade na sua execução e ao mesmo tempo um excelente desempenho nos sistemas de reconhecimentos de padrões utilizados. O processamento de imagens é um dos

domínios se prestam naturalmente para processamento paralelo e as suas rotinas envolvem alta complexidade em seus algoritmos (LEE & HAMDI, 1995). Os benefícios da computação paralela evidenciam a razão para que esta técnica se torne o padrão de processamento nos atuais sistemas (SCHMIDT; FEY; REICHENBACH, 2010).

Assim, uma aplicação paralela é um conjunto de threads ou processos que interagem e cooperam entre si para realizar uma determinada tarefa. Novos algoritmos têm exigido cada vez mais um alto poder de processamento dos dispositivos eletrônicos. Na área de PDI, diversos algoritmos demandam um poder de cálculo diferenciado. As técnicas de aquisição de imagem, processamento, armazenamento e comunicação das informações exigem alta velocidade na sua execução e ao mesmo tempo um excelente desempenho nos sistemas de reconhecimentos de padrões utilizados. A exploração de eventos concorrentes pode ser realizada explorando arquiteturas de hardware que têm múltiplas unidades funcionais e empregam técnicas específicas para execução de eventos concorrentes, ou por meio de procedimentos ou sub-rotinas de programas paralelos que são atribuídos aos elementos de processamento e executados concorrentemente, ou ainda a tarefa a ser realizada é dividida em threads ou processos que são executados concorrentemente.

Em pesquisa de comparativo de desempenho de técnicas de programação paralela aplicadas em processamento de imagens observa-se o comportamento da programação em paralelo sob técnicas de paralelismo de processos (*fork*) e paralelismo de *threads* aplicadas para o processamento de imagens em tempo real na área de fusão nuclear, visando apresentar as vantagens que cada uma pode oferecer no desempenho final respeitando as suas restrições próprias na comunicação das informações entre os processos e no formato de programação. A vantagem do sistema de programação em *threads* foi salientada, e atualmente é o método de maior difusão em programação paralela (ALBUQUERQUE et al., 2012).

Para verificar os diferentes ganhos obtidos com a computação paralela, tem-se a medida de desempenho chamada *speedup* (fator de aceleração), que determina o ganho que pode ser obtido por meio do processamento paralelo em relação ao tempo de execução do melhor algoritmo sequencial. O *speedup* (S) pode ser obtido pela fórmula abaixo (Equação 3), onde t_s representa o tempo de execução do algoritmo sequencial, t_p

o tempo de execução da mesma atividade em paralelo e n que representa o número de elementos de processamento envolvidos (WILKINSON & ALLEN, 2004).

Equação 3: Cálculo do *speedup*

$$S(n) = \frac{ts}{tp} = \frac{\text{tempo de execução serial}}{\text{tempo de execução paralela}}$$

Fonte: adaptado de Wilkinson e Allen, 2004.

O processamento de imagens em dispositivos embarcados é um novo campo com diferentes desafios a serem explorados. Hardwares com alta integração que utilizam arquitetura ARM (*Advanced Risc Machines*), trazem consigo unidades centrais de processamento (CPU) de múltiplos núcleos e alta integração periférica, dotados de dispositivos de armazenamento de memória com boa capacidade de armazenamento (gigabytes), se tornando uma tecnologia cada vez mais comum. Os benefícios da computação em múltiplos núcleos (*multicore*) evidenciam a razão para que a computação paralela se torne o padrão de processamento nos atuais sistemas computacionais (SCHMIDT; FEY; REICHENBACH, 2010). A utilização de algoritmos em execução paralela se tornou a saída para obter um aumento do desempenho. A computação paralela pode oferecer a potência computacional adequada a este tipo de aplicação.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

O experimento foi baseado em dados coletados da Fazenda Dona Mathilde, localizada na Colônia do Lago, na região de Palmeira – PR. O delineamento experimental utilizado foi em blocos casualizados numa área de 2000 m² com o cultivo de híbrido simples de milho, no estágio fenológico compreendido entre V5 a V12, dividido em 48 parcelas com dimensões de 9 x 5 m, onde realizou-se a leitura de 4 áreas foliares de 10 amostras por parcela, em diferentes momentos do dia sob iluminação natural, entre os dias 02 e 04 de dezembro de 2013 para o estágio fenológico V5 a V7, e entre nos dias 28 e 29 de dezembro de 2013 para o estágio fenológico V12. A amostragem foi realizada entre as 08h30min e 19h20min dos respectivos dias. Este trabalho foi realizado em parceria com um projeto do programa de Doutorado em Agronomia da UEPG, que trata da construção de índices de refletância espectral que posteriormente serão correlacionados com atributos nutricionais das plantas.

Para validação do experimento, foram coletados dados com diferentes dispositivos: (i) Análise de refletância utilizando GreenSeeker (*GreenSeeker Hand Held™, NTech Industries, Inc., Ukiah, CA*), que emite luz no comprimento de onda do vermelho (660 nm) e do infravermelho próximo (770 nm) tendo como resultado o NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*); (ii) Leitura com clorofilômetro portátil CM 1000 (*FieldScout Chlorophyll Meter – Spectrum® Technologies, Inc.*) que mede a refletância das folhas nos comprimentos de onda do vermelho e do infravermelho; (iii) Retirada de amostras das respectivas folhas para determinação de N pelo método laboratorial de Kjeldahl; (iv) Fotos das folhas com câmera Nikon D5000 e com um smartphone Samsung Galaxy S4 Active GT-i9295. A manipulação das imagens digitais, por meio de rotinas específicas, fornece índices que expressam a cor verde da planta (ICV), correlacionando-se positivamente com a concentração de N na folha (BACKES et al., 2010). A utilização de 2 dispositivos de captura digital de imagens permite a análise de diferenças de resolução e nitidez das imagens sob luminosidade natural, para validação do algoritmo em laboratório e a viabilidade da aplicação do algoritmo no smartphone.

A utilização dos dados obtidos pelo GreenSeeker tem comprovada eficiência para correlacionar os índices de N de culturas regionais (KAPP JR, 2013) e servirão de base para validar as leituras efetuadas pelos algoritmos de processamento do ICV (índice de

coloração verde) das amostras de folha, e para confrontar com os dados obtidos pelo clorofilômetro FieldScout CM 1000. As leituras realizadas por intermédio do GreenSeeker foram empregadas para validar as leituras efetuadas pelos algoritmos de processamento do ICV das amostras de folha, e para confrontar com os dados obtidos pelo clorofilômetro FieldScout CM 1000, que também apresenta sensibilidade à refletância por intensidade de luminosidade em 4 graus distintos.

Para realizar a determinação de N utilizando clorofilômetros portáteis, deve-se considerar a área foliar que apresenta correlação com a disponibilidade de N do solo. Em se tratando da cultura do milho, o terço médio da folha, descartando a nervura central e as margens (ARGENTA et al., 2001). As leituras com o clorofilômetro portátil FieldScout CM 1000 seguiram o padrão de 4 leituras do terço médio da folha, a uma distância de 25 cm a 45 cm, sob luminosidade natural. Foram realizadas leituras de 10 amostras de cada uma das 48 parcelas. Destas mesmas amostras, foram capturadas as fotos com os 2 dispositivos de imagem, tanto em área sombreada quanto exposta diretamente à luz solar. A extração eficiente de atributos da imagem exige o particionamento da imagem. Este particionamento permite detectar somente a área foliar, destacando-se a nervura central e o fundo da imagem, para somente então realizar a extração do histograma. Imagens adquiridas com diferentes condições de iluminação dificultam a aplicação de um processamento de imagens automático, pois a intensidade da fonte de luz e sua distribuição influenciam a tonalidade dos pixels (SILVA; BISSACO; BONVENT, 2010).

O processo de análise das imagens foi realizado utilizando um computador portátil com Processador Intel de 3ª Geração Core i5-3210M com 4 núcleos reais de 2,50GHz e memória RAM de 6 GB rodando Sistema Operacional *OpenSource* Linux Debian versão 7.2. Para o desenvolvimento e aplicação dos algoritmos foram utilizadas as ferramentas GCC com a adoção da biblioteca OpenMP para os testes de ganho de performance (*speedup*) do processamento paralelo das imagens, e a IDE Java Eclipse 6.2 com *Android* SDK para a aplicação do algoritmo em dispositivos móveis. Ambas ferramentas contam com incorporação da biblioteca OpenCV 2.9.3 para a aplicação dos algoritmos de processamento das imagens.

Para o adequado desenvolvimento da pesquisa, foram analisadas: (i) as variáveis relacionadas ao estágio fenológico da cultura do milho; (ii) aos dados obtidos pelo

método laboratorial de determinação de N foliar; (iii) as leituras efetuadas pelos clorofilômetros GreenSeeker e FieldScout; (iv) pela influência da adubação nitrogenada na cultura e na produtividade de grãos; (v) na análise das imagens obtidas pela câmera do smartphone Samsung Galaxy S4 i-9295 e pela câmera profissional Nikon D-5000; (vi) nos horários de amostragem das imagens e das leituras do clorofilômetro FieldScout; (vii) na influência de exposição direta à luz solar para captura das imagens; (viii) na umidade superficial da folha por influência do orvalho.

Os dados obtidos pela pesquisa foram submetidos à análise de regressão e variância, bem como a análise multivariada dos dados de amostragem em função do tempo e em função da forma de amostragem. Com a finalidade de validar estes dados, utilizou-se a ferramenta estatística SISVAR 5.0 (FERREIRA, 2007). Os resultados obtidos em diferentes horários do dia e sua correlação com os índices já comprovados cientificamente, geram estatísticas que apresentam uma visão global do fenômeno, diferenciada daquela possível numa abordagem univariada (VICINI & SOUZA, 2005).

Com estas análises, pode-se estimar o potencial dos algoritmos de processamento de imagens para estimar N foliar, viabilizando sua codificação para dispositivos móveis, disponibilizando o aplicativo para novos experimentos científicos, mediante a recomendação de amostragem adequada e método de captura das imagens para dar crédito aos dados gerados pelo aplicativo. O grau de associação entre as variáveis pode ser avaliado através do coeficiente de correlação de Pearson (R^2).

Esta pesquisa foi conduzida em 3 etapas principais. Na primeira etapa do trabalho, comparou-se as amostragens realizadas com a câmera profissional e câmera do smartphone, buscando averiguar a correlação entre os histogramas gerados a partir dos dados de cada dispositivo, bem como os ganhos de performance para o processamento de imagens com a adoção de paralelismo.

Na segunda etapa do trabalho, buscou-se selecionar os algoritmos de estimativa de ICV para correlacionar N com os dados obtidos em campo. Os algoritmos que apresentaram correlação com teor de N foliar sugeridos pela revisão bibliográfica foram implementados para estabelecer a correlação dos algoritmos de PDI com os resultados das leituras realizadas com o Kjeldahl e com os clorofilômetros. Para a implantação de algoritmos de estimativa de N foliar, utilizou-se métodos funcionais para diversos tipos de cultura, incluso a do milho (ALI et al., 2013; TEWARI, 2013).

Com base nos resultados do levantamento bibliográfico, foram selecionados os seguintes algoritmos: (i) R; (ii) G; (iii) R+G; (iv) $R/(R+G+B)$; e (v) DGCI. Estes algoritmos têm em comum a extração de canais RGB da imagem. A partir da extração do fator RGB da imagem, pode-se estabelecer correlações com N e teor de clorofila foliar (ARGENTA et al., 2001).

Em um terceiro momento, buscou-se técnicas de limiarização eficientes para ambiente não controlado, dado que expostos à luz os índices de refletância se alteram conforme a intensidade e o ângulo de incidência solar, e ainda com relação a estar com exposição direta ou em área sombreada. Estes fatores podem ser obtidos pela extração do HSB (ou HSV), fator de matiz (*hue*), saturação (*saturation*) e brilho (*brigness/vibration*) (KARCHER & RICHARDSON, 2003).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Análise das Imagens das Câmeras Digitais

Os testes de limiarização e extração do histograma do total de 960 imagens fotografadas com a câmera dos dois dispositivos obtiveram resultado expressivo no coeficiente de correlação R^2 ($R^2=0.91582$). Isto indica que as amostras da câmera do dispositivo móvel Samsung Galaxy S4 i-9295 com sensor CMOS de 8 megapixels, resolução de 3264x2448 pixels e estabilização digital correlacionam-se positivamente às amostras da câmera profissional Nikon D5000 com sensor CMOS de 12.3 megapixels e resolução de 4288 x 2848 pixels. Estes resultados viabilizam o estudo sobre aplicação em dispositivos móveis, que corroboram com as pesquisas que estabelecem correlação de estimação de índice de nitrogênio utilizando câmeras digitais em relação ao GreenSeeker ($R^2 > 0,86$) (LI et al., 2010) e sobre a correlação da estimativa de do estado nutricional de nitrogênio na cultura do arroz utilizando a análise de imagem obtida por câmera digital (LEE & LEE, 2013).

4.2. Aplicação da Computação Paralela em PDI

A adoção de paralelismo com a biblioteca OpenMP para o processamento individual das imagens (limiarização e histograma) revelou ganho de desempenho de 23% em relação ao tempo de execução, dividindo a tarefa em 4 *threads*, obtendo os resultados de 1,6 segundos sem adoção de paralelismo, e com 1,3 segundos com a adoção de paralelismo ($Speedup=1,2307$). Ocorreu incompatibilidade da plataforma IDE Eclipse (Android SDK) com o uso da biblioteca OpenMP, inviabilizando o algoritmo paralelo em dispositivos móveis para processamento de imagens em ambiente de campo.

4.3. Leituras do índice relativo de clorofila

Não houve correlação significativa na estimativa de N do total de leituras. Isto refere-se aos resultados laboratoriais obtidos pelo método de Kjeldahl com as leituras de NDVI obtidas pelo GreenSeeker ($R^2=0,20$), nas médias de leituras obtidas entre o clorofilômetro FieldScout CM 1000 e o método de Kjeldahl ($R^2=0,07$), bem como entre as leituras efetuadas entre o GreenSeeker e o FieldScout ($R^2 = -0,16$).

Com a finalidade de validar os clorofilômetros em função da dose de adubação nitrogenada, utilizou-se como técnica complementar a determinação do teor de N foliar através do método de Kjeldahl. Os valores para as doses de 0, 20, 40 e 60 Kg de N ha⁻¹ em cobertura foram confrontados com os valores obtidos a partir dos clorofilômetros. Os resultados podem ser observados a seguir na Tabela 2. Nos casos em que houve correlação com a dose de adubação nitrogenada, demonstrou-se o resultado nos gráficos de dispersão (Figuras 8 e 9), bem como a respectiva equação de regressão. Estes valores correspondem a correlação de 0,78 para o teor de N foliar (Kjeldahl) e para o GreenSeeker correlação de 0.93. Para as leituras do FieldScout obteve-se correlação de 0,02 e para o algoritmo DGCI correlação de 0,12.

Tabela 2– Índice de correlação (R²) entre leituras dos clorofilômetros em função da adubação de N.

Estádio Fenológico	Tratamento N ha⁻¹	R² N Foliar	R² GreenSeeker	R² FieldScout	R² DGCI
V5 - V7	0	28,44	0,8264	462,5192	30,0518
V5 - V7	20	29,89	0,8358	411,5729	34,0027
V5 - V7	40	31,73	0,8392	459,3807	28,5902
V5 - V7	60	31,17	0,8438	438,2736	29,7901

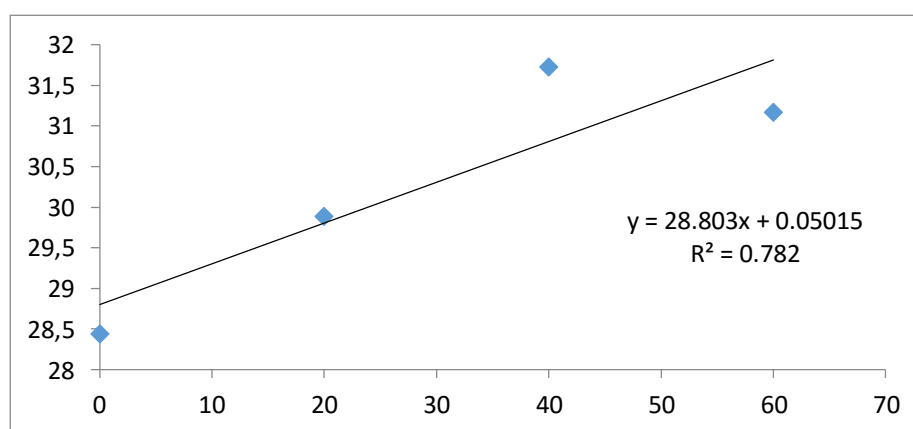


Figura 7: Leituras do teor de N foliar em função da adubação nitrogenada

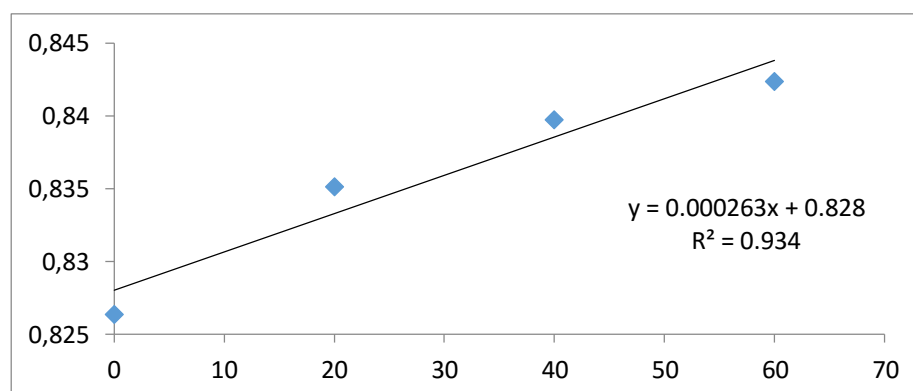


Figura 8: Leituras do clorofilômetro GreenSeeker em função da adubação nitrogenada

Se forem consideradas as leituras específicas de um determinado período do dia, os resultados se alteram. A formação fisiológica da planta produz diferente distribuição de cloroplastos, no rearranjo das clorofilas *a* e *b* aumentando a refletância e o potencial fotossintético, que influenciam diretamente o ICV da área foliar amostrada (TAIZ; ZEIGER, 2009). As leituras efetuadas pelos clorofilômetros em períodos específicos do dia, em área sombreada e sem exposição direta à luz solar, obtiveram significativos índices de correlação, como pode ser observado na Tabela 3. Os resultados referem-se ao estágio fenológico V5 a V7:

Tabela 3— Índice de correlação (R^2) entre leituras dos clorofilômetros efetuadas entre 11h e 15h.

Intervalo de Parcelas	Índice de Correlação R^2		
	GreenSeeker e FieldScout	GreenSeeker e Kjeldahl	FieldScout e Kjeldahl
10 a 15	0,75	0,58	0,38
38 a 43	0,92	0,44	0,31
01 a 48 (total)	-0,16	0,20	0,07

‡ Fonte: o autor.

Estes resultados obtidos em campo corroboram com os apresentados em outros estudos (LIMA et al., 2012) (BACKES & FERNANDES, 2012). Estes momentos coincidem com horário de leitura pelo clorofilômetro FieldScout CM1000 e GreenSeeker e indicaram significativa correlação entre as leituras ($R^2_{max}=0,92$). Os horários correspondem a amostragem do intervalo de parcelas 10 a 15, entre as 11h16m e 14h32m do dia 02 de dezembro ($R^2=0,75$), e a amostragem do intervalo de parcelas 38 a 43, entre as 12h15m e 14h53m do dia 03 de dezembro ($R^2=0,92$), respectivamente.

Em se tratando das leituras realizadas pelos métodos tradicionais de estimativa do teor de N foliar em função da adubação nitrogenada, podem ser destacados os resultados da correlação do GreenSeeker $R^2 = 0,93$ e do método de Kjeldahl com correlação $R^2 = 0,78$, corroborando com os resultados de pesquisa para culturas regionais (KAPP JR, 2012). Isto indica que a utilização do clorofilômetro GreenSeeker obteve correlação mais relevante com a adubação nitrogenada que o método laboratorial.

4.4. Algoritmos de PDI para obtenção de índice relativo de clorofila

A partir da extração do fator RGB da imagem, obtém-se correlações com N e clorofila. Dos algoritmos implementados, destacam-se os seguintes algoritmos: (i) R; (ii) G; (iii) R+G; (iv) $R/(R+G+B)$; e (v) DGCI. Os resultados obtidos das leituras de cada algoritmo com os clorofilômetros podem ser observados na Tabela 4:

Tabela 4— Índice de correlação (R^2) entre algoritmos e clorofilômetros efetuadas entre 11h e 15h.

Intervalo	Clorofilômetro	Índice de Correlação R^2 dos Algoritmos				
		R	G	R+G	R/(R+G+B)	DGCI
10 a 15	GreenSeeker	-0,25	-0,48	-0,38	0,10	0,63
10 a 15	FieldScout	-0,31	-0,37	-0,31	-0,19	0,54
38 a 43	GreenSeeker	-0,73	-0,91	-0,86	-0,40	0,95
38 a 43	FieldScout	-0,88	-0,93	-0,91	-0,53	0,98

‡ Fonte: o autor.

Através da implantação dos algoritmos, pode-se verificar a correlação das leituras temporais sequenciais com os resultados obtidos por intermédio do método laboratorial de Kjeldahl, das leituras do clorofilômetro FieldScout e do GreenSeeker. Como pode-se observar, dentre os algoritmos implementados, o DGCI apresentou maior correlação com os valores obtidos das leituras dos clorofilômetros GreenSeeker ($R^2 = 0,95$) e FieldScout ($R^2 = 0,98$) para a cultura do milho, corroborando com o resultado demonstrado na Tabela 3 (CONFALONIERI et al., 2015) (RORIE et al, 2011). Valores de índice de cor verde escuro (DGCI) geram uma medida mais consistente de cor verde que os valores RGB individuais em todas as variedades de cultivares, indicando adequada obtenção de IRC da cultura do milho.

Pode-se verificar na Tabela 4 os resultados de correlação significativos obtidos pela adoção do DGCI, que demonstrou ser o mais adequado às amostras obtidas pela câmera do smartphone. As leituras efetuadas do intervalo de parcelas 10 a 15 do estágio fenológico V5 a V7, entre as 11h16m e 14h32m do dia 02 de dezembro, com as fotos tiradas sem incidência solar direta (ISD), não apresentam correlação. Essas leituras obtiveram os seguintes resultados: (i) entre o Kjeldahl e DGCI ($R^2 = 0,33$); (ii) nas leituras obtidas entre FieldScout CM 1000 e DGCI ($R^2 = -0,01$); (iii) e entre o GreenSeeker e DGCI ($R^2 = -0,03$).

A amostragem do intervalo de parcelas 38 a 43 do estágio fenológico V5-V7, entre as 12h15m e 14h53m do dia 03 de dezembro, onde as fotos foram tiradas com incidência solar direta (ISD) obtiveram êxito nos resultados do algoritmo DGCI se comparados aos dos clorofilômetros. Essas leituras obtiveram correlação significativa entre FieldScout CM 1000 e DGCI ($R^2 = 0,98$) e entre o GreenSeeker e DGCI ($R^2 = 0,95$). Não houve correlação significativa na estimativa de N pelo algoritmo DGCI do total de leituras, bem como na leitura entre o Kjeldahl e DGCI ($R^2 = 0,33$). Esses dados são demonstrados na Tabela 5:

Tabela 5— Índice de correlação (R^2) relevantes entre os resultados do algoritmo DGCI e as leituras dos clorofilômetros e do método de Kjeldahl efetuadas entre 11h e 15h.

Intervalo de Parcelas	Índice de Correlação R^2			ISD*
	DGCI e FieldScout	DGCI e GreenSeeker	DGCI e Kjeldahl	
10 a 15	-0,01	-0,03	0,33	Não
38 a 43	0,98	0,95	0,10	Sim
01 a 48 (total)	0,01	-0,09	-0,09	-

* ISD: Incidência Solar Direta no momento da amostragem

† Fonte: o autor.

Os momentos de leitura causaram impacto direto na amostragem. Isto justifica a falta de correlação em se tratando do total de leituras feitas em ambiente de campo. Outro fator decisivo no momento de amostragem das fotos é com relação à exposição da folha diretamente à luz solar (ISD). Nos resultados obtidos com uso de limiarização por HSV, verifica-se que capturar fotos sem ISD (à sombra, sem exposição direta a luz solar), como realizado na amostragem do intervalo de parcelas 10 a 15, não se obteve o mesmo resultado demonstrado com a utilização dos clorofilômetros. Todavia, mediante a exposição da amostra e da câmera à ISD, como realizado no intervalo de parcelas 38 a 43, os resultados correlacionam-se positivamente com os obtidos pelos clorofilômetros GreenSeeker ($R^2 = 0,95$) e FieldScout ($R^2 = 0,98$).

Verifica-se que no momento da amostragem com o smartphone, deve-se buscar que as folhas estejam em exposição direta a luz solar. Os resultados das leituras do algoritmo DGCI em comparação aos dados obtidos pelo FieldScout e GreenSeeker demonstram a correlação significativa nos resultados. Com os resultados desta pesquisa, sugere-se o DGCI como método de estimativa de teor de N foliar no estágio fenológico V5 a V7. Esses resultados corroboram com os valores obtidos em pesquisas correlatas, onde evidencia-se o potencial do algoritmo com base no DGCI que obtém correlação com concentração de N no milho ($R^2=0,80$ a $0,89$) (RORIE et al., 2011) e para a estimativa de N na cultura do arroz ($R^2=0,92$), superior aos valores obtidos com a utilização do clorofilômetro SPAD 502 ($R^2= 0,83$) (CONFALONIERI et al., 2015).

Na Figura 9 pode-se observar a amostragem bem como o histograma com base na limiarização em duas amostras de imagem, uma em área sombreada e outra com exposição direta (ISD), respectivamente:

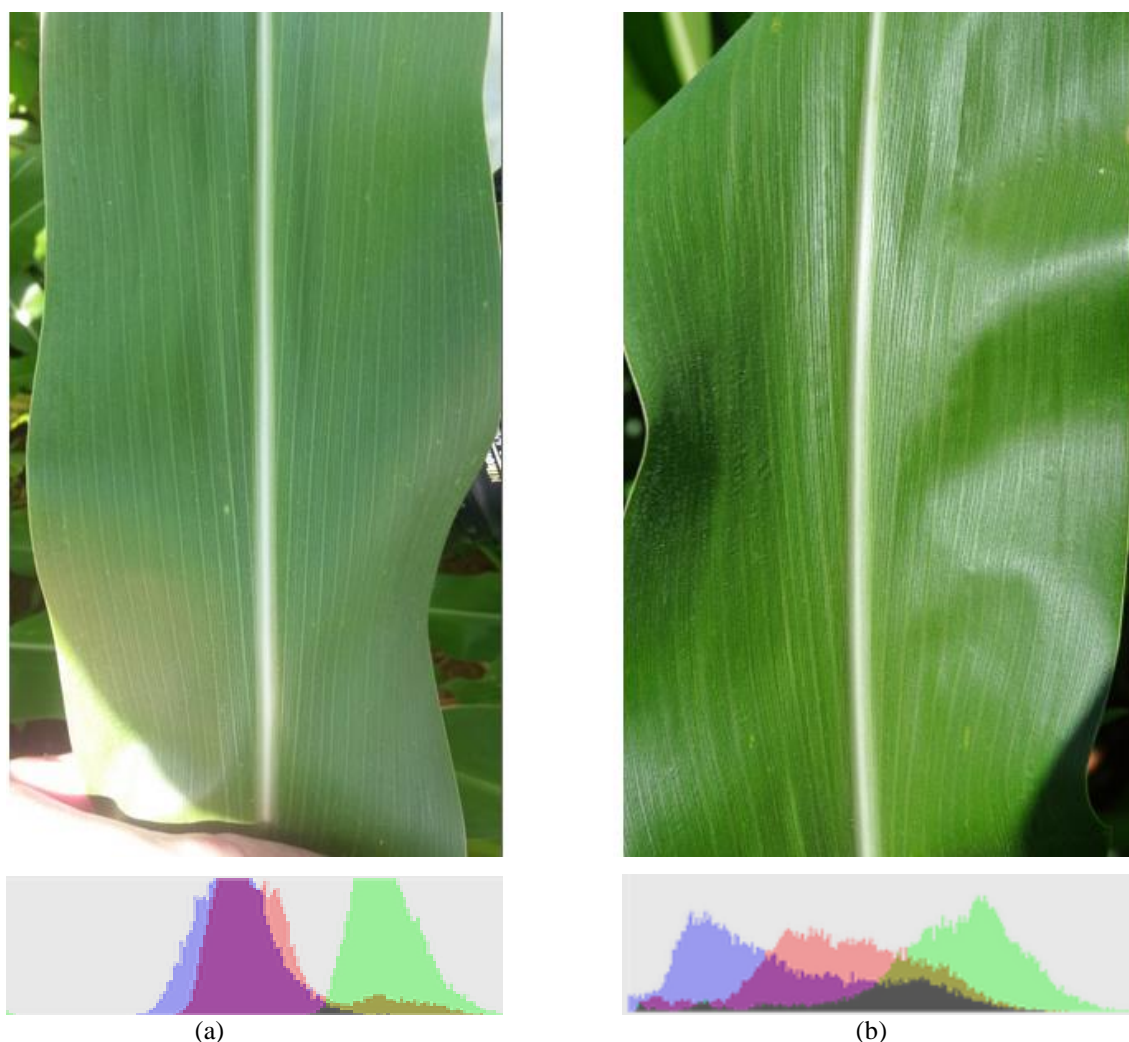


Figura 9. Fotos tiradas em ambiente de campo para processamento com o dispositivo S4 i-9295:
 (a) Amostra com área sombreada e seu histograma (Sem ISD);
 (b) Amostra com exposição solar direta e seu histograma (Com ISD).

Para a obtenção de IRC correspondentes ao teor de N e sua correlação com produtividade, faz-se necessário o conhecimento do potencial produtivo em cada região, caracterizando diferentes híbridos de milho com as avaliações do ICV em diferentes estádios fenológicos, buscando diagnosticar de forma mais eficaz o teor de N foliar, uma vez que os IRC dependem da produtividade e dos estádios fenológicos avaliados (GRUZSKA, 2012).

A adoção do DGCI para estimar N em diferentes estádios fenológicos não apresenta correlação com a dose de adubação nitrogenada, bem como a leitura laboratorial feita pelo método de Kjeldahl. Pode ser observado na Tabela 6 os dados obtidos das médias de leituras do clorofilômetro, do teor de N foliar e das leituras do DGCI, conforme adubação nitrogenada em estágio fenológico V12:

Tabela 6: Leituras no estágio fenológico V12 em função da adubação nitrogenada:

Estádio Fenológico	Tratamento N ha ⁻¹	Leitura N Foliar	Leitura NDVI GreenSeeker	Leitura DGCI
V12	0	25,107	0,8014	25,1505
V12	20	22,703	0,8269	22,6597
V12	40	26,227	0,8439	23,8678
V12	60	24,757	0,8405	24,3410

A Tabela 7 apresenta os resultados da correlação dos dados da Tabela 6 em função da aplicação de adubação nitrogenada. As leituras realizadas pelo clorofilômetro GreenSeeker apresentam correlação positiva ($R^2 = 0,80$) com a dose de adubação, bem como não houve correlação entre as leituras do método laboratorial de Kjeldhal e das leituras do algoritmo DGCI (Tabela 7):

Tabela 7: Índice de correlação (R^2) obtidos em função da adubação de N:

Estádio V12	R^2 em função de N ha ⁻¹
GreenSeeker	0,8069
Kjeldahl	0,0229
DGCI	0,0472

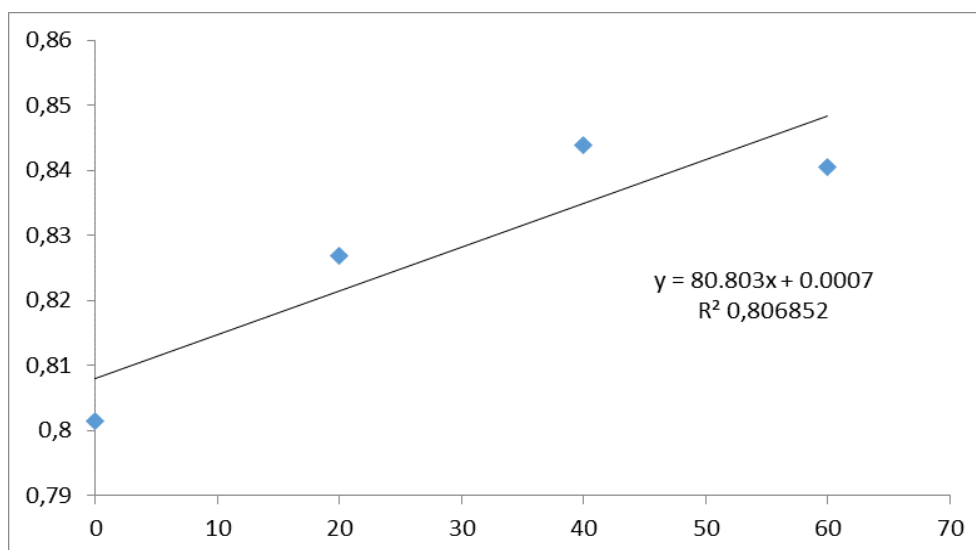


Figura 10. Análise de regressão da leitura do NDVI do GreenSeeker em função da dose de N

4.5. Aplicativo de IRC para Dispositivos Móveis

Com base no DGCI, foi desenvolvido um aplicativo para smartphones com sistema Android que retorna o IRC (índice SPAD estimado), bem como os resultados de RGB e DGCI. Segue abaixo uma demonstração do processo de limiarização por HSV realizado no dispositivo móvel, bem como o resultado obtido do PDI com a amostra da

foto capturada pela câmera do dispositivo Samsung S4 i-9295 (Figura 12). Para a utilização do aplicativo desenvolvido com base nos resultados desta dissertação (*NitroMaize*), optou-se pelo armazenamento do espectro limiarizado da última amostragem, dos valores médios obtidos dos canais RGB e o DGCI, com a finalidade de otimizar as leituras e economizar espaço no dispositivo.

Os resultados de R, G, B e DGCI são então salvos em um arquivo no formato *comma-separated values* (.CSV) que armazena dados tabulados. Este formato tem compatibilidade para exportação dos valores para outros aplicativos. Complementarmente, o aplicativo mostra o índice SPAD estimado para o IRC. Contudo, este resultado SPAD (IRC) é ilustrativo e facultativo, pois não se pode averiguar a eficácia do algoritmo para correlacionar o ICV com leituras realizadas para o IRC obtido a partir de um clorofilômetro SPAD.

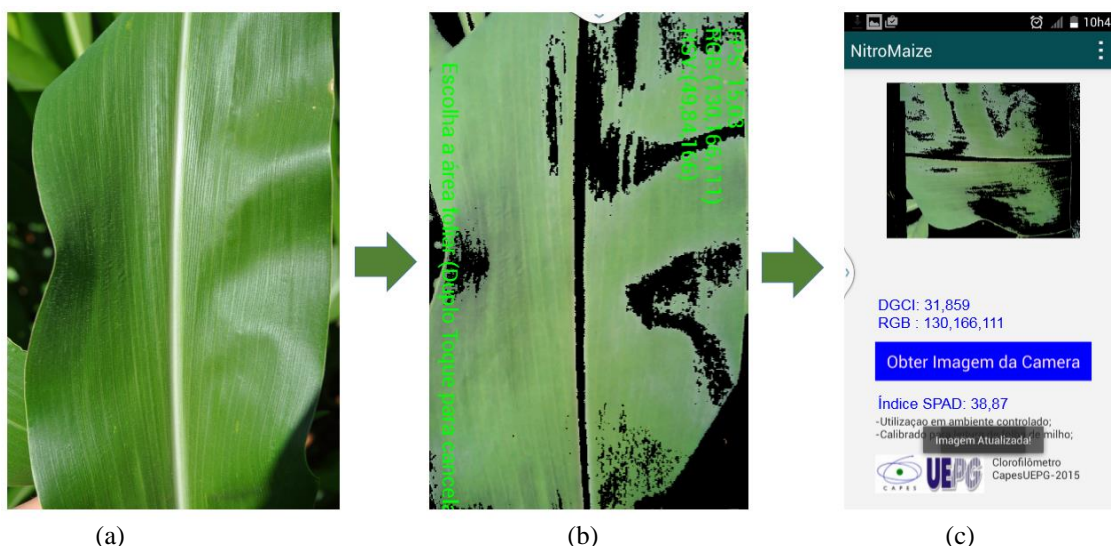


Figura 11. Demonstração do processo de visualização da imagem (a); do processo de limiarização por HSV (b) e obtenção do DGCI e canais RGB do aplicativo (c).

O potencial do uso do aplicativo em dispositivos móveis para estimar IRC foi obtido observando-se os seguintes fatores: (i) A leitura do terço médio da folha foi realizada no estágio fenológico V5 a V7; (ii) As fotos foram tiradas entre as 11h15m e 14h55m (fuso horário de verão); (iii) As fotos foram capturadas com exposição direta a luz solar (ISD); (iv) O smartphone possui câmera digital com sensor CMOS de 8 megapixels, resolução de 3264x2448 pixels e estabilização digital.

Torna-se viável obter o IRC em plantas de milho por intermédio do algoritmo DGCI para estimar teor de N foliar. Sugere-se portanto a viabilidade em estimar o IRC

da cultura do milho para o estágio fenológico V5 a V7 em ambiente de campo sob iluminação natural utilizando um dispositivo móvel. Em se considerando estimar teor de N foliar para cultura do milho em diferentes estádios fenológicos (V12 a R1) por intermédio do aplicativo, os resultados não obtiveram correlação com a dose de adubação nitrogenada para o experimento dessa dissertação. Viabilizar a obtenção de resultados com dispositivos móveis, que simultaneamente capturem a imagem e estabelecem relação entre os índices de cores RGB e HSV gerando estimativa de N sob iluminação natural é fundamental para o monitoramento da cultura e a diagnose de N no campo (WANG et al. 2014). A título de teste, o aplicativo foi instalado também em um dispositivo com configuração inferior, um Tablet Genesis Tab GT-7327, com sistema operacional Android 4.4, processador Cortex Dual Core de 1,3 GHz, 512MB RAM, tela de 7 polegadas e câmera principal com sensor CMOS de 2 megapixels e resolução de 1200x1600 pixels. Apesar do aplicativo rodar adequadamente, os resultados não foram verificados na presente pesquisa.

5. CONCLUSÕES

Os resultados obtidos com este trabalho sugerem que a implantação dos algoritmos de processamento de imagens tem ampla chance de êxito se os parâmetros forem adequadamente calibrados para leituras em momentos específicos do dia, em condições de iluminação natural, para o estágio fenológico compreendido entre V5 a V7. Para tanto, deve-se verificar qual dos métodos de leitura é o mais adequado para prever o estado nutricional da planta em função da adubação nitrogenada.

Não houve correlação entre as leituras efetuadas pelos clorofilômetros e as fotos capturadas se considerarmos leituras em qualquer momento do dia e sob diversas condições de luminosidade. Porém, há correlação positiva entre as leituras dos clorofilômetros FieldScout CM 1000 em área sombreada, sem exposição direta à luz solar e os resultados do GreenSeeker, correspondendo a amostragem do intervalo de parcelas 10 a 15, entre as 11h16m e 14h32m ($R^2=0,75$), e a amostragem do intervalo de parcelas 38 a 43, entre as 12h15m e 14h53m ($R^2=0,92$).

O processo de limiarização se mostrou mais eficiente em ambiente de campo utilizando como critério o fator HSV, ao invés do fator RGB utilizado em ambiente controlado. Isto deve-se principalmente à saturação e vibração da imagem, que indicam estabilidade de iluminação (PRAKEL, 2010) (SOUTO, 2000). Com a obtenção do fator HSV, pode-se obter indiretamente o NDVI, utilizado pelos 2 clorofilômetros portáteis do experimento. Contudo os resultados obtidos em pesquisas correlatas são insuficientes para a argumentação de sua validade.

O uso do algoritmo DGCI apresenta estreita correlação com estimativa de N de imagens obtidas de câmeras digitais. Este algoritmo foi implementado e o estudo para comprovação de sua eficácia em dispositivos móveis exige condições específicas de luminosidade. O potencial do uso do aplicativo em dispositivos móveis para estimar N pode ser obtido se observarmos as seguintes recomendações: (i) Para a cultura do milho, obter as fotos no estágio fenológico compreendido entre V5 e V7; (ii) Sugere-se obter as fotos preferencialmente entre as 11h15m e 14h55m (fuso horário de verão) com exposição direta a luz solar (ISD), evitando áreas sombreadas; (iii) O dispositivo móvel a ser utilizado seja equipado com câmera digital com sensor CMOS de 8 megapixels, resolução de 3264x2448 pixels e estabilização digital, características estas semelhantes ou superiores ao dispositivo Samsung Galaxy S4 i-9295. Os resultados das leituras do

algoritmo DGCI em comparação aos dados obtidos pelo FieldScout e GreenSeeker ($R^2=0,98$ e $0,95$, respectivamente) demonstram a estreita correlação dos resultados, validando o DGCI como método de estimativa de teor de N foliar no estágio fenológico V5 a V7 da cultura do milho.

Torna-se viável estimar o IRC da cultura do milho com base no DGCI para o estágio fenológico V5 a V7 em ambiente de campo utilizando um dispositivo móvel. Viabilizar a obtenção de resultados com dispositivos móveis, que simultaneamente capturem a imagem e estabelecem relação entre os índices de cores RGB e HSV gerando estimativa de N sob iluminação natural é fundamental para o monitoramento da cultura e a diagnose de N no campo (WANG et al. 2014). As correlações das leituras entre os clorofilômetros e o algoritmo DGCI indicam viabilidade na utilização deste para estimar N da cultura do milho no respectivo estágio fenológico, possibilitando a adequada análise do estresse nutricional em leituras realizadas em campo por intermédio de dispositivos móveis.

Mediante uma nova perspectiva de PDI, é possível obter espectros de banda NDVI a partir de imagens RGB de uma câmera digital. Este estudo constata a implantação de um novo algoritmo, que extraia o NDVI das fotos obtidas por dispositivos móveis para monitoramento de plantas e tenha similar eficácia aos dos clorofilômetros com base em refletância espectral (RABATEL, GORRETTA & LABBÉ, 2012).

6. REFERÊNCIAS

- ALBUQUERQUE, M. P. et al. Comparativo de desempenho das técnicas de programação paralela forks e threads e aplicação em processamento de imagens. Notas Técnicas do CBPF, v. 2, 2012.
- ALI, M. M. et al. An Algorithm Based on the RGB Colour Model to Estimate Plant Chlorophyll and Nitrogen Contents. 2013.
- ALI, Mahdi M., et al. "A new image processing based technique to determine chlorophyll in plants." American-Eurasian Journal of Agricultural and Environmental Sciences 12. 2012.
- ALMASI, G. S.; GOTTLIEB, A. Highly Parallel Computing. 2ed. Redwood City: The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc, 1994.
- ARGENTA, G. et al. Relationship of reading of portable chlorophyll meter with contents of extractable chlorophyll and leaf nitrogen in maize. Revista Brasileira de Fisiologia Vegetal 13.pg 158-167. 2001.
- ASSAD, E. D.; SANO, E. E. Sistema de informações geográficas: aplicações na agricultura. 1998.
- BABATUNDE, O. et al. On the application of genetic probabilistic neural network and cellular neural networks in precision agriculture. Asian Journal of Computer and Information Systems, v. 2, n. 4, p. 90-101, 2014.
- BACKES, C. et al. Estado nutricional em nitrogênio da grama esmeralda avaliado por meio do teor foliar, clorofilômetro e imagem digital, em área adubada com lodo de esgoto. Bragantia, v.69, n.3, p.661-668, 2010.
- BACKES, C.; FERNANDES, D.: Uso de índices de refletância das folhas para avaliar o nível de nitrogênio em grama-bermuda. Ciência Rural, v. 42, n. 9, 2012.
- CARVALHO, M. A. de F.; SILVEIRA, P. M. & SANTOS, A. B. dos. Utilização do Clorofilômetro para Racionalização da Adubação Nitrogenada nas Culturas do Arroz e do Feijoeiro. Santo Antônio de Goiás: Embrapa, 2012.

CÁSSIO, L. L. Técnicas de visão computacional aplicadas ao reconhecimento de cenas naturais e locomoção autônoma em robôs agrícolas móveis. Dissertação de Mestrado à Escola de Engenharia de São Carlos de São Paulo, São Carlos, 2011.

CÉSIO, Karen Rodrigues de Toledo Alvim; DE BRITO, Humberto; BRANDÃO, Afonso Maria. Quantificação da área foliar e efeito da desfolha em componentes de produção de milho. *Ciência Rural*, v. 40, n. 5, 2010.

COELHO, M. 2010. Manejo da adubação nitrogenada na cultura do milho. *Jornal Eletrônico da Embrapa Milho e Sorgo (Sete Lagoas-MG)*. Ano 04, Edição 23, Abril / Maio de 2010.

CONAB, Companhia Nacional de Abastecimento. Acompanhamento da safra brasileira de grãos, Safra 2014/15, n. 11 - Décimo primeiro levantamento, agosto 2015.

CONFALONIERI, R. et al. Development of an app for estimating leaf area index using a smartphone. Trueness and precision determination and comparison with other indirect methods. *Computers and electronics in agriculture*, v. 96, p. 67-74, 2013.

CONFALONIERI, Roberto et al. Improving in vivo plant nitrogen content estimates from digital images: Trueness and precision of a new approach as compared to other methods and commercial devices. *Biosystems Engineering*, v. 135, p. 21-30, 2015.

COSTA, Nídia Raquel et al. Adubação nitrogenada no consórcio de milho com duas espécies de braquiária em sistema plantio direto. *Pesquisa Agropecuária Brasileira*, v. 47, n. 8, p. 1038-1047, 2012.

DE ALMEIDA MACHADO, Pedro Luiz Oliveira et al. Mapeamento da condutividade elétrica e relação com a argila de Latossolo sob plantio direto. *Pesq. agropec. bras.*, Brasília, v. 41, n. 6, p. 1023-1031, 2006.

DE JESUS, Simone Verdes; MARENCO, Ricardo Antonio. O SPAD-502 como alternativa para a determinação dos teores de clorofila em espécies frutíferas. *Acta amazônica*, v. 38, n. 4, 2008.

DELGADO, J. A.; KOWALSKI, Kevin; TEBBE, Caleb. The first Nitrogen Index app for mobile devices: Using portable technology for smart agricultural management. *Computers and electronics in agriculture*, v. 91, p. 121-123, 2013.

FERREIRA, D. F. SISVAR 5.0. Sistema de Análises Estatísticas. Lavras: UFLA, 2007.

FOLLEY J. A. et al. Global Consequences of Land Use. *SCIENCE*. Wisconsin, USA. 2005.

FORSYTH, David A.; PONCE, Jean. A Modern Approach. Computer Vision: A Modern Approach, 2003.

GALVÃO, João Carlos Cardoso et al. Sete décadas de evolução do sistema produtivo da cultura do milho. Rev. Ceres, v. 61, 2015.

GODOY, L.J.G. et al. Índice relativo de clorofila e o estado nutricional em nitrogênio durante o ciclo do cafeeiro fertirrigado. Revista Brasileira de Ciência do Solo, v.32, p.217-226, 2008.

GOMIDE R. L. et al. Um sistema de aquisição de imagem de alta resolução para Detecção remota de estresse hídrico, índices de vegetação e Níveis de nitrogênio em milho irrigado. XV Congresso Brasileiro de Agrometeorologia. Aracaju SE, 02 a 05 de julho de 2007.

GONZAGA, A. Notas de aula em visão computacional (disciplina Pós-Graduação). Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, Departamento de Engenharia Elétrica - Laboratório de Visão Computacional (USP/EESC/SEL/LAVI), São Carlos, 2010.

GRUZKA, M. Índice Relativo de Clorofila para o Diagnóstico de N em Híbridos de Milho. 72 f. Dissertação (Mestrado em Agronomia) – Setor de Ciências Agrárias e de Tecnologia, Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2012.

HAIM, P. G. et al. Notas Científicas: Diagnose nutricional de nitrogênio em folhas de feijoeiro pela análise digital de imagens. Pesq. agropec. bras., Brasília, v. 47, n. 10, p. 1546-1549, 2012.

HERRERO M. et al. Smart Investments in Sustainable Food Production: Revisiting Mixed Crop-Livestock Systems. SCIENCE, Vol 327. Washington-DC, USA. 2010.

IDC – International Data Computer, Framingham (USA): IDC. 2015. Acesso em [05/05/2015]. Disponível em: <http://www.idc.com/prodserv/smartphone-os-market-share.jsp>

IRRI, INTERNATIONAL RICE RESEARCH INSTITUTE. Use of leaf color chart (LCC) for N management in rice. Manila: IRRI, 1996. (IRRI. Brief 2).

KAPP JR., C. Sensores de refletância espectral e desempenho da cultura do trigo em respeito à adubação nitrogenada em plantio direto. 2001. 72 f. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada) – Setor de Ciências Agrárias e de Tecnologia, Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2013.

KARCHER, Douglas E.; RICHARDSON, Michael D. Quantifying turfgrass color using digital image analysis. Crop Science, v. 43, n. 3, p. 943-951, 2003.

- KRUSE, J.K.; CHRISTIANS, N.E.; CHAPLIN, M.H. Remote Sensing of Nitrogen Stress in Creeping Bentgrass. *Agronomy Journal*, v.98, p.1640–1645, 2006.
- LARCHER, W. *Ecofisiologia vegetal*. Trad. de C.H.B.A. Prado. São Carlos: Rima, 2004.
- LEE, C.; HAMDI, M. Parallel image processing applications on a network of workstations. *Parallel Computing*, v. 21, n. 1, p. 137-160, 1995.
- LEE, Kyu-Jong; LEE, Byun-Woo. Estimation of rice growth and nitrogen nutrition status using color digital camera image analysis. *European Journal of Agronomy*, v. 48, p. 57-65, 2013.
- Li, Y., et al. "Estimating the nitrogen status of crops using a digital camera." *Field Crops Research* 118. p. 221-227, 2010:
- LIMA, C. P. et al. Leaves reflectance index of the bermuda grass to evaluate the nutritional status in nitrogen. *Ciência Rural*, v. 42, n. 9, p. 1568-1574, 2012.
- MACHADO, V. J. et al. Produtividade da cultura do milho em função de adubação nitrogenada em cobertura. *Revista Verde de Agroecologia e Desenvolvimento Sustentável*, v. 8, n. 5, p. 93-104, 2014.
- MAKAHIYA, H. A. et al. Leaf color chart (LCC)-based attainment of yield potential, nitrogen use efficiency and partial factor productivity of irrigated lowland rice genotypes under varying NPK ratios. *Philippine Journal of Crop Science (Philippines)*, 2012.
- MALAVOLTA, E. et al. Evaluation of nutritional status of the cotton plant with respect to nitrogen. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, v.35, p.1007-1019, 2004.
- MANGIAFICO, S.S.; GUILLARD, K. Turfgrass reflectance measurements, chlorophyll, and soil nitrate desorbed from anion exchange membranes. *Crop Science*, v.45, p.259-265, 2005.
- MARQUES, O. F.; VIEIRA, N. H. *Processamento digital de imagens*. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.
- MEDNIEKS, Zigurd; LAIRD DORNIN, G.; NAKAMURA, Masumi. *Programando o Android*. Novatec Editora. 2ª Edição. 2012.
- MOLIN, JOSÉ PAULO. Tendências da agricultura de precisão no Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO, Piracicaba. 2004.

PAGOLA, Miguel et al. New method to assess barley nitrogen nutrition status based on image colour analysis: comparison with SPAD-502. *Computers and electronics in agriculture*, v. 65, n. 2, p. 213-218, 2009.

PATTERSON, David A.; HENNESSY, John L. *Organização e projeto de computadores: interface hardware/software*. Elsevier. 2014.

PEREIRA, Mauricio Fernando Lima. *Um modelo de reconstrução tomográfica 3D para amostras agrícolas com filtragem de Wiener em processamento paralelo*. 2007. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

PERRY, Eileen M.; DAVENPORT, Joan R. Spectral and spatial differences in response of vegetation indices to nitrogen treatments on apple. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 59, n. 1, p. 56-65, 2007.

PIERCE, Francis J.; NOWAK, Peter. Aspects of precision agriculture. *Advances in agronomy*, v. 67, p. 1-85, 1999.

PLANK, C.O.; CARROW, R.N. *Plant analysis: an important tool in turf production*. University of Georgia, College of Agriculture and Environmental Sciences, 2003.

PORTO, M. L. et al. Índice SPAD para o diagnóstico do estado de nitrogênio na cultura da abobrinha. *Horticultura Brasileira*, v. 29, p. 311-315, 2011.

PRÄKEL, David. *Iluminação*. Bookman Editora, 2010.

RABATEL, G; GORRETTA, N; LABBÉ, S. Getting NDVI spectral bands from a single standard RGB digital camera: a methodological approach. In: *Advances in Artificial Intelligence*. Springer Berlin Heidelberg. p. 333-342, 2011.

RABATEL, G; GORRETTA, N; LABBÉ, S. Getting simultaneous red and near infrared bands from a single digital camera for plant monitoring applications. In: *CIGR-Ageng 2012. International Conference on Agricultural Engineering*. 2012.

RAIJ, B. V. *Fertilidade do solo e manejo de nutrientes*. Piracicaba. International Plant Nutrition Institute. 420p, 2011.

RICCARDI, M. et al. Non-destructive evaluation of chlorophyll content in quinoa and amaranth leaves by simple and multiple regression analysis of RGB image components. *Photosynthesis research*, v. 120, n. 3, p. 263-272, 2014.

RORIE, Robert L. et al. The assessment of leaf nitrogen in corn from digital images. *Crop Science*, v. 51, n. 5, p. 2174-2180, 2011.

ROSSEL, R. et. al. Spatial variability in grape yield and quality influenced by soil and crop nutrition characteristics. *Precision Agriculture*. Vol. 3, No 3, pp. 393-410. 2012.

ROSSI, F. D. et al. *Uso de Imagens Digitais em Mensurações de Coeficientes Técnicos Agropecuários*. Rio Grande do Sul, CEFETBG, 2009.

SCHMIDT, M.; FEY, D.; REICHENBACH, M. Parallel Embedded Computing Architectures, *InTech Journal*, 2010.

SEAB -Secretaria de Agricultura e Abastecimento do Paraná. <http://www.seab.pr.gov.br/>. Atualizado em 25/08/2014.

SEN, A.; SRIVASTAVA, V.K.; SINGH, M.K.; SINGH, R.K.; KUMAR, S. Leaf colour chart vis-à-vis nitrogen management in different rice genotypes. *American Journal of Plant Sciences*, v.2, p.223-236, 2011

SILVA, W.W.; BISSACO, M.A.S.; BONVENT, J.J. Realce linear independente em RGB para otimizar a quantificação automática do colágeno tipos I e III. In: *Anais do XXII Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica*, Tiradentes – MG, 2010.

SIMÕES, A. S.; COSTA, A. H. R. Classificação de cores por redes neurais artificiais: um estudo do uso de diferentes sistemas de representação de cores no futebol de robôs móveis autônomos. *Encontro Nacional de Inteligência Artificial - ENIA`2001 - Anais do XXI Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*. Fortaleza: [s.n.]. 2001. p. 182

SINGH, Bijay et al. Chlorophyll meter–and leaf color chart–based nitrogen management for rice and wheat in Northwestern India. *Agronomy Journal*, v. 94, n. 4, p. 821-829, 2002.

SOUTO, R. P. Segmentação de imagem multiespectral utilizando-se o atributo matiz. *Dissertação de Mestrado*, São José dos Campos, 2000.

STREIT, Nivia Maria et al. The chlorophylls. *Ciência Rural*, v. 35, n. 3, p. 748-755, 2005.

TAIZ, L.; ZEIGER, E. *Fisiologia vegetal*. Tradução: SANTARÉM, E.R. et al., Porto Alegre: Artmed, 4.ed., 2009. 848p

TEAM, OpenCV Developers. *OpenCV Reference Manual*. 2012.

- TEWARI, V. K. et al. Estimation of plant nitrogen content using digital image processing. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, v. 15, n. 2, p. 78-86, 2013.
- TOMITA, S. S. Metodologia Para Paralelização de Programas Científicos. Tese de Doutorado. Dissertação (Mestrado em Computação Aplicada), 96 p. São José dos Campos: INPE. 2004.
- VICINI, Lorena; SOUZA, Adriano Mendonça. Análise multivariada da teoria à prática. Santa Maria: UFSM, CCNE, 2005.
- VOLLMANN, J. et al. Digital image analysis and chlorophyll metering for phenotyping the effects of nodulation in soybean. *Computers and electronics in agriculture*, v. 75, n. 1, p. 190-195, 2011.
- WANG, Yuan et al. Estimating rice chlorophyll content and leaf nitrogen concentration with a digital still color camera under natural light. *Plant methods*, v. 10, n. 1, p. 1-11, 2014.
- WELLS, M. T. Mobile image processing on the google phone with the android operating system. *ACM Journal of Multimedia Systems*, v. 5, n. 5, p. 22, 2011.
- WILKINSON, B.; ALLEN, M. Parallel Programming: Techniques and Applications using networked workstations and parallel computers. Upper Saddle River: Pearson/Prentice Hall, 2004.
- YANG, X; et al. Evaluation of biofilm image thresholding methods. *Water Research*, Colchester, v.35, p.1149-1158, 2001.