

Agricultura, precisão e manejo de plantas invasoras na cultura do milho

Paulo E. Cruvinel¹, Décio Karam², José Marcos Garrido Beraldo³

¹Pesquisador, Doutor Embrapa Instrumentação – Rua XV de Novembro 1452, CEP 13560-970 São Carlos, SP

²Pesquisador, Doutor, Embrapa Milho e Sorgo - Km 65 Rodovia MG 424, CP 151, CEP 35701-970 - Sete Lagoas, MG

³Pesquisador, Pós Doutorado, Embrapa Instrumentação – Rua XV de Novembro 1452, CEP 13560-970 São Carlos, SP, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo, Campus Matão, Rua José Bonifácio, nº 1176, Centro, CEP 15990-040 - Matão, SP

E-mails: paulo.cruvinel@embrapa.br, decio.karam@embrapa.br, jmgeraldo@ifsp.edu.br

Resumo: O rendimento de uma cultura de milho pode variar dependendo das espécies de plantas invasoras envolvidas, como também do seu percentual de ocupação por área, período de competição, estágio de desenvolvimento da cultura e das condições edafo-climáticas. Na cultura do milho a aplicação de herbicida de forma localizada e em taxa variável pode ser diferencial, minimizando os impactos econômicos e ambientais, bem como promovendo ganhos de competitividade. Este Capítulo apresenta o desenvolvimento de um método baseado em visão computacional para a construção de mapas de aplicação de herbicida em taxa variável dedicado a plantas invasoras de folhas largas e estreitas da cultura do milho.

Palavras-chave: planta invasora, produção de milho, variabilidade espacial, tomada de decisão, visão computacional.

Agriculture, Precision and Weed Management in Maize Cropping Systems

Abstract: The yield of a crop of corn may vary depending on the weed species involved, as well as the number of plants per area, competition period, stage of culture development, and due to soil and climatic conditions. The management of herbicides in such culture can be based on the weed localization and with variable rate. Using such procedure the producer may find benefits to minimize the economic and environmental impacts, as well as to increase competitiveness. This Chapter presents a method based on computer vision to allow the construction of maps for herbicide application, which are based on the geometric information of the weed leaves, broad or narrow leaves format, present in the field.

Keywords: spatial variability, weed, corn production, decision making, computer vision.



1. Introdução

A Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa), ciente dos desafios da geração de novas tecnologias para o agronegócio brasileiro vem, desde os anos 90, desenvolvendo pesquisas na área de Agricultura de Precisão (AP) envolvendo parceiros de Universidades, Cooperativas e da iniciativa privada. Neste contexto, o seu atual projeto em AP foi estabelecido em rede de pesquisa no âmbito do Macro-Programa 1 do Sistema Embrapa de Gestão (SEG) visando inovar e adaptar técnicas de manejo para ganhos de competitividade e sustentabilidade de sistemas produtivos.

Este Capítulo trata destes métodos que auxiliam o tomador de decisão em ganho de produtividade e sustentabilidade na cultura do milho com base no manejo fundamentado em AP para minimização das externalidades negativas decorrentes da presença de plantas invasoras nas áreas de cultivo, o qual é parte dos resultados obtidos junto aos trabalhos de pesquisa desenvolvidos na rede de pesquisa em AP (Projeto MP1 código 01.09.01.002.00.00) liderada pela Embrapa.

O milho é um conhecido cereal, cultivado em grande parte do mundo. Devido às suas qualidades nutricionais tem sido principalmente utilizado na alimentação humana e na produção de ração animal (KARAM; MELHORANÇA; OLIVEIRA, 2006). Também, em algumas partes do planeta para a produção de combustíveis.

Evidências científicas o caracterizam como uma planta de origem mexicana, da área central da Meso-América. O milho é uma planta da família Poaceae e da espécie *Zea mays*. Comumente, o termo se refere à sua semente, de altas qualidades nutritivas, contendo a maioria dos aminoácidos conhecidos.

No Brasil, o milho já era cultivado pelos índios antes da chegada dos portugueses. Sobretudo os índios guaranis tinham no cereal o principal ingrediente de sua dieta. Com a chegada dos portugueses, há pouco mais de 500 anos, o consumo aumentou e novos produtos à base de milho incorporaram-se aos hábitos alimentares dos brasileiros. Dados de 2012 apontam os estados de Mato Grosso, Paraná e Goiás como sendo os estados líderes na sua produção e cerca de 5% de sua produção se destina ao consumo humano (COMPANHIA..., 2013). A maior parte

de sua produção é utilizada na alimentação animal bovina, suína, de aves e peixes. No País, a cultura do milho é uma das principais atividades produtivas, destacando-se no cenário estratégico mundial como um dos fundamentais segmentos a serem explorados. Nos Estados Unidos, que é o maior produtor mundial, o uso do milho na alimentação humana direta é relativamente pequeno. Seu uso industrial não se restringe à indústria alimentícia. É largamente utilizado na produção de outros produtos para diversos fins e na produção de óleos e de etanol.

O aumento do consumo humano de milho tem sido visto como uma tendência que traz novas oportunidades para o empresário rural, sendo, entretanto, um diferencial competitivo a qualidade de seu sistema de produção. A Figura 1 ilustra a relação entre produção e consumo de milho no planeta. A média de produtividade do milho deve duplicar nos próximos anos e grande desafio se impõe à sua produtividade e manutenção da sustentabilidade dos sistemas de produção. Por outro lado, o incremento da produtividade do milho é consequência do maior uso de tecnologia na lavoura, como também do plantio direto, da correção e da fertilização adequada do solo, do manejo de plantas invasoras e pragas, como também da adoção de sementes geneticamente modificadas. A segurança alimentar e a segurança energética do planeta encontram cada vez mais um maior grau de importância, vez que a população mundial tem crescido exponencialmente. De acordo com projeções do Banco Mundial, o mundo terá uma população de 8,5 bilhões em 2025, 33% superior à atual. Este crescimento populacional, reforçado pela urbanização e elevação da renda nos países emergentes, terá como importante consequência o aumento da demanda mundial por alimentos e por energia. Inserido neste contexto, o milho continuará a ser um dos principais produtos da agricultura. A Figura 2 ilustra projeções para as demandas de cereais e carnes em % para o horizonte de 2020. Além disso, tem sido observado o envelhecimento da população e uma expressiva migração para os ambientes urbanos (Figura 3), mudança nos hábitos de consumo e reflexos no atendimento à demanda por alimentos.

Neste horizonte de realidades, os desafios de futuro para a cultura do milho ganham importância e apontam para um aumento da

complexidade do processo de produção trazido pelo acirramento das mudanças climáticas e aparecimento de resistência de plantas invasoras a herbicidas, bem como em termos do atendimento às expectativas da produção mundial. Neste contexto, o principal desafio em escala global consiste em traçar um modelo de sustentabilidade que harmonize a produção econômica, o equilíbrio ambiental e a responsabilidade social.

Na cultura do milho, as plantas invasoras são responsáveis por aproximadamente um terço das perdas estimadas em função dos fatores bióticos (YAMADA; SPTIPP, 2006). Isso ocorre principalmente devido às suas características de agressividade, envolvendo a competição por espaço, luz, água e nutrientes. Também, soma-se a estes aspectos a longevidade e dispersão de sementes de plantas invasoras, o rápido desenvolvimento inicial, bem como o efeito alelopático (*Define-se alelopatia como a interferência positiva ou negativa de compostos do metabolismo secundário produzidos por uma planta e lançados no ambiente. O conhecimento dos efeitos alelopáticos e dos mecanismos de ação de várias substâncias são importantes para entender as interações entre plantas, tanto nos ecossistemas naturais como nos agrícolas*).

Para a cultura do milho, a maximização do potencial produtivo depende não somente de se utilizar de forma eficiente as recomendações fitossanitárias para a cultura, mas também e principalmente de que as medidas sejam aplicadas no momento adequado.

Com relação ao manejo de plantas invasoras na cultura do milho, o período crítico de prevenção de interferência inicia-se por volta de 15 a 20 dias após a emergência e vai até 40 a 45 dias após a emergência. Este período é normalmente observado para as condições de cultivo de verão, onde, em função da agressividade das plantas invasoras é necessário o controle contínuo durante todo o período crítico de prevenção da interferência. O início do período crítico de prevenção de interferência acarreta reduções na produtividade, a qual será maior quanto maior for o atraso para o início do controle.

Embora os investimentos em tecnologia, como mecanização, transporte, armazenamento, melhoramento genético e manejo cultural tenham promovido ganhos expressivos em produtividade na cultura do milho, alguns fatores continuam desafiando as estratégias de proteção do potencial produtivo das áreas plantadas requerendo o pensar de novas estratégias para a composição de novas soluções que possam minimizar as perdas de produção.

2. Visão Computacional aplicada no controle de plantas invasoras

A visão computacional também tem sido utilizada na agricultura. Como uma das técnicas avançadas e modernas ela tem auxiliado nos processos de tomada de decisão, inclusive no

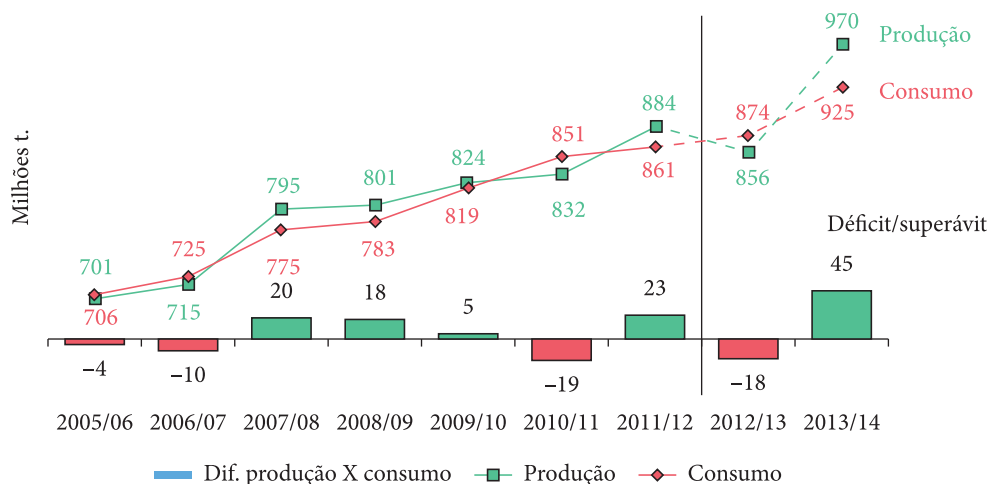


Figura 1. Projeção da relação entre produção e consumo de milho no período de 2005 a 2014 no planeta (Fonte: INSTITUTO..., 2007).

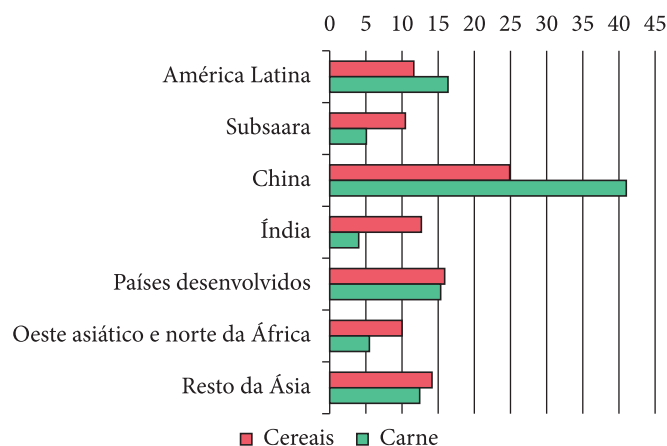


Figura 2. Incremento da demanda global (%) por cereais e carnes no horizonte temporal de 2020 (Fonte: INTERNATIONAL..., 2001).

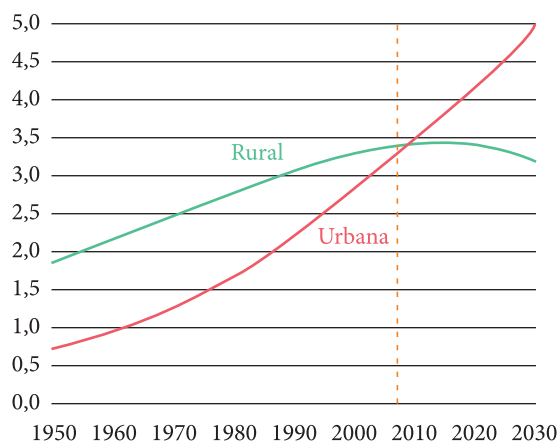


Figura 3. Ocupação da população urbana e rural no planeta em bilhões de pessoas (Fonte: INTERNATIONAL..., 2001).

auxílio aos processos de aplicação de agrotóxicos e controle de pragas agrícolas, incluindo as plantas invasoras. A literatura da área traz uma série de trabalhos que utilizam a visão computacional baseada no processamento de imagens digitais [Imagem digital: Pode ser definida como uma função bidimensional discretizada $f(x, y)$, em que x e y são coordenadas em um plano e f em qualquer par de coordenadas (x, y) com uma determinada intensidade ou nível de cinza. O campo do processamento digital de imagens se refere ao processamento de imagens digitais por um computador. Uma imagem digital é composta de um número finito de elementos, cada um com localização e valor específico, esses elementos são

chamados de pixels (GONZALEZ; WOODS, 1992)].

Em 1998, Steward, Tian e colaboradores apresentaram o desenvolvimento de um algoritmo de segmentação para plantações de soja com base em análise de imagens e estimação do número de plantas em tempo real sob condições naturais de iluminação. Nesse trabalho os autores também compararam essas estimativas com a contagem manual de plantas invasoras. Durante a pesquisa desenvolvida pelos autores, um sensor, viável economicamente, para detecção de cores foi utilizado, com o intuito de capturar as três componentes do modelo de cor RGB (Red, Green, Blue), fornecendo assim mais informações para

realização de segmentação (STEWART; TIAN, 1998; TIAN; REID; HUMMEL, 1999).

Em 1999 Cruvinel e colaboradores apresentaram uma técnica baseada em processamento de imagem, que viabilizou a medição automática do tamanho de gotas e do volume de herbicida aplicada. O método desenvolvido foi baseado em análise da correlação de padrões de gotas com as gotas reais no domínio de frequência. Os resultados mostraram ganho no tempo de processamento da informação e na segurança da obtenção dos resultados (CRUVINEL et al., 1999).

Em 2000, Lamb e Brown qualificaram o sensoriamento remoto como uma técnica promissora para identificação e mapeamento de plantas invasoras em plantações de soja (LAMB; BROWN, 2000). Segundo esses autores, os quais também utilizaram imagens aéreas de alta resolução, o uso de sensoriamento remoto não apresentou as limitações que encontraram com as imagens aéreas, as quais apresentaram limitações incluindo a ausência de capacidade quantitativa na aquisição de dados, alto custo e viabilidade do processamento fotográfico no infravermelho e a exigência de digitalização manual a fim de incorporar imagens fotográficas em um pacote de sistema de informação geográfica (SIG). Esses autores chegaram à conclusão que o sensoriamento remoto quando aplicado durante os estágios iniciais de crescimento da cultura é de grande valia, vez que encontra maior taxa de sucesso na detecção de plantas invasoras.

Pérez e colaboradores cuidaram do desenvolvimento da captura de imagens próximas ao solo e técnicas de processamento de imagem para detectar plantas invasoras em plantações de cereais sob condições de campo. Os métodos propostos usam a informação de cor para separar o fundo da vegetação e técnicas de análise de imagens de forma a diferenciar plantas invasoras da cultura (PÉREZ et al., 2000). Segundo os autores a determinação da posição da fila na colheita auxiliou na redução do número de objetos a serem reconhecidos. Para a classificação foram utilizadas a regra de Bayes e o método dos k-vizinhos mais próximos, tendo sido considerada todas as combinações possíveis na avaliação do algoritmo.

Hemming e Rath utilizaram a análise digital de imagem para o desenvolvimento de um

sistema de identificação de plantas invasoras em campo. Os autores consideraram características morfológicas e outras com respeito à cor. Além disso, o atributo cor foi usado com sucesso no processo de segmentação entre plantas e solo. Formas e características relacionadas às cores foram calculadas para cada objeto. Essas características foram utilizadas para construir uma função de classificação de grupos de plantas. O sistema de classificação foi baseado em lógica *fuzzy* e uma função de adesão simplificada para cada classe formada (HEMMING; RATH, 2001).

Alves e colaboradores selecionaram e avaliaram nove parâmetros texturais da matriz de co-ocorrência (*Matriz de co-ocorrência é um dos métodos de processamento de imagens utilizado para caracterizar texturas. Ele descreve uma imagem, ou uma região de interesse na imagem, em termos da relação entre os valores dos pixels com os valores dos pixels vizinhos*) de imagens digitais monocromáticas de plantas invasoras emergentes de folhas largas e estreitas, as quais foram adquiridas após 25 dias de emergência. Dos parâmetros testados cinco apresentaram bons resultados na separação das plantas em duas classes, sendo eles o momento angular, o valor médio, o momento da diferença inversa, a entropia e a medida de correlação (ALVES et al., 2002).

Granitto e colaboradores exploraram a facilidade da implementação de um sistema computacional de identificação automática de sementes de plantas daninhas a partir de imagens coloridas e imagens em níveis de cinza. Foram utilizadas técnicas tradicionais de processamento de imagem para obtenção de características de tamanho, forma, cor e textura das sementes. Para a realização dos testes e do desenvolvimento do projeto foi utilizada uma base de dados contendo da ordem de 10.000 imagens de sementes de 236 diferentes espécies de plantas daninhas. Os autores consideraram o uso de um classificador de Bayes e uma rede neural artificial para a identificação das sementes (GRANITTO; VERDES; CECCATTO, 2003). Esses autores apresentaram ótimos resultados com aplicação do método que desenvolveram quando comparados com abordagens mais sofisticadas baseadas em redes neurais.

Brown e Noble afirmaram que a detecção e a identificação automática de plantas invasoras

em uma cultura é um grande desafio para o desenvolvimento de sistemas de gerenciamento de plantas em sítio específico. Segundo esses autores a abordagem pode ser vista de duas formas, a primeira que utiliza o mapeamento de plantas invasoras baseada em sensoriamento remoto e a segunda que utiliza a detecção das plantas invasoras baseada no uso de câmeras digitais, ambos embarcados em plataformas móveis aéreas ou terrestres (BROWN; NOBLE, 2005).

Bressan e colaboradores abordaram o tema de classificação do risco de infestação por plantas invasoras usando técnicas da geoestatística, análise de imagem e modelo de classificação *fuzzy* (BRESSAN et al., 2006; BRESSAN et al., 2008). Segundo esses autores a automatização do processo de classificação de plantas invasoras foi avaliada por variáveis lingüísticas e com uso de lógica *fuzzy*, o que se encaixou perfeitamente como uma alternativa para se trabalhar com as incertezas associadas à população das plantas. Os autores abordaram também um sistema de classificação para inferir o risco de infestação por plantas usando *krigagem* e análise de imagem. Os principais atributos utilizados pelos autores para descreverem o nível de infestação das plantas invasoras em cada região analisada foram a densidade das sementes (produção de sementes por unidade de área), a sua extensão (influência das sementes vizinhas), a cobertura foliar (extensão dos agrupamentos das plantas daninhas) e a agressividade (% de ocupação de espécies com grande capacidade reprodutora).

Um estudo conduzido por Karimi e colaboradores avaliou a utilização de um método baseado em visão computacional e inteligência artificial como uma ferramenta para classificar imagens hiper-espectrais retiradas de áreas de cultivo de cereais (KARIMI et al., 2006). A classificação foi executada em relação à taxa de aplicação de nitrogênio e práticas de manejo de plantas invasoras. A precisão da classificação foi comparada com modelos obtidos de uma rede neural artificial com base na utilização dos mesmos dados para o seu treinamento. O experimento de campo consistiu de três taxas de aplicação de nitrogênio e quatro estratégias de gerenciamento de plantas invasoras. Segundo os autores a utilização da tecnologia que integrou visão computacional e inteligência artificial mostrou-se adequada e auxiliou na tomada de decisão para o manejo baseado em agricultura de precisão.

Em 2007, Sogaard e Lund conduziram experimentos baseados no conceito de aplicação de precisão de herbicida em linha de semente, executado sobre condições internas controladas (SØGAARD, 2005; SØGAARD; LUND, 2007). Esse conceito combinou as definições de reconhecimento de planta, de dosagem mínima e de robótica autônoma. Assim, enquanto um sistema de visão de máquina reconheceu os objetos que deveriam ser pulverizados, um sistema de micro-dosagem lançou pequena dose nas plantas que foram detectadas, bem como um veículo autônomo cuidou da navegação. Para o reconhecimento das plantas, foi realizado um processo de limiarização nas imagens adquiridas pela intensidade de níveis de cinza e sua caracterização realizada por descritores. Resultados mostraram que a pulverização pode ser aplicada com precisão milimétrica e a taxa de aplicação de herbicida pode ser reduzida em duas ordens de grandeza, quando comparada às recomendações convencionais.

Haq e colaboradores desenvolveram e testaram um sistema de visão de máquina que realiza a detecção de plantas invasoras em ambiente de campo. As imagens para os testes e desenvolvimento do sistema foram obtidas em plantações sob condições naturais de iluminação e foram extensivamente estudadas (HAQ et al., 2007). Para classificação das plantas invasoras, esses autores desenvolveram um classificador baseado na transformada de Radon, onde a imagem gerada na etapa de pré-processamento foi utilizada como ponto de partida para a classificação. Segundo os autores a análise dos resultados mostrou precisão superior a 93,5% de reconhecimento em um banco de dados de 200 amostras de imagem, onde 100 amostras eram de plantas invasoras de folha larga e 100 de plantas invasoras de folhas estreitas da cultura da soja.

Em 2008 Santos e Cruvinel apresentaram um sistema de descritores de padrões de plantas invasoras de folhas largas e folhas estreitas, em sistemas de produção agrícola, utilizando técnicas de processamento de imagem (SANTOS; CRUVINEL, 2008). Esses autores utilizaram descritores geométricos. Os resultados obtidos em laboratório mostraram uma taxa de acerto da ordem de 80% para plantas invasoras de folhas largas e 78% para plantas invasoras de folhas estreitas, independentemente de seus estágios de desenvolvimento.

Em 2011, Tellaeche e colaboradores desenvolveram um trabalho para identificação de um tipo especial de planta invasora de cereais, *Avena sterilis* (TELLAECHE et al., 2011). Essa planta invasora cresce misturada com a cultura e é irregularmente distribuída pela plantação. Segundo esses autores, tanto a cultura de cereais como essa planta invasora possui assinatura espectral e texturas similares. Esses autores desenvolveram uma nova abordagem de identificação que envolveu segmentação e tomada de decisão baseada em prévio conhecimento, isto é informação sobre espécie de planta e sua localização espacial.

Também em 2011, Burgos-Artizzu e colaboradores desenvolveram um estudo visando a identificação em tempo real de plantas invasoras da cultura do milho. Esses autores consideraram dois subsistemas independentes, um de rápido processamento de imagem para entregar os resultados em tempo real e um subsistema para executar o processamento de uma maneira mais lenta para realizar as operações para segmentar ou extrair fileiras de informações da cultura presente nas imagens obtidas (BURGOS-ARTIZZU; RIBEIRO; GUIJARRO, 2011). Segundo esses autores a combinação do processamento rápido com o módulo de processamento lento apresentou bons resultados e viabilizou a detecção em média de 85% das plantas invasoras e 69% das plantas de milho sob diferentes condições de iluminação e umidade do solo.

Em 2010, Cruvinel e Karam mostraram avanços no uso da visão computacional para o reconhecimento de plantas invasoras da cultura do milho. Esses autores fizeram uso de imagens digitais não orbitais e com base em descritores definiram assinaturas para o reconhecimento de espécies de plantas invasoras (CRUVINEL; KARAM, 2010).

3. Avanços no uso da visão computacional e da variabilidade para a aplicação de herbicida taxa variável: Estudos de Casos

Nos últimos anos a pesquisa em visão computacional aplicada tem crescido de maneira significativa e no Brasil, mesmo sendo um país emergente a realidade não é diferente. Esta área se caracteriza principalmente pela

utilização de imagens digitais associadas às técnicas de reconhecimento de padrões. Além disso, o estudo de métodos cognitivos, processos biológicos, processos físicos e estatísticos têm gerado soluções para problemas importantes em diversas áreas de atuação, incluindo agricultura.

Neste contexto, avanços no preparo de técnicas instrumentais para o manejo de plantas invasoras da cultura do milho foram obtidos no âmbito da Rede de Agricultura de Precisão da Embrapa, tendo sido considerada a arquitetura apresentada na Figura 4 para identificação de plantas invasoras de folhas largas e estreitas e a geração de mapas de recomendação para aplicação taxa variada de herbicidas.

Para as etapas de aquisição de imagens de campo, bem como para o pré-processamento técnicas de filtragem e limiarização foram utilizadas. Utilizou-se também para a determinação da textura das imagens modelos de descrição estatística no domínio espacial com descrição híbrida, ou seja, combinando as abordagens estatísticas e sintáticas. Esta técnica expõe a textura de forma adequada para o reconhecimento de padrões das folhas das plantas invasoras integrando-se ao modelo físico estabelecido com base em suas características geométricas. O resultado decorrente do uso desta técnica pode ser apresentado como um vetor de propriedades que representam um ponto em um espaço multidimensional. Adicionalmente, para a obtenção dos mapas de textura a partir das imagens foram utilizados cálculos de momentos invariantes..

O processamento baseado em análise de textura possibilita extrair características de uma imagem, as quais fornecem informações com relação à sua superfície como, por exemplo, sua rugosidade, homogeneidade ou mesmo identificação de formas e objetos.

Segundo Vieira o campo de pesquisa em textura tem concentrado esforços para desenvolver métodos computacionais que recuperem características de imagens e interpretem seu conteúdo a partir das suas propriedades (VIEIRA, 2013).

Devido à subjetividade do termo textura, várias definições permanecem na literatura dependendo da perspectiva e enfoque da aplicação, sendo por este motivo um campo de fronteira no uso

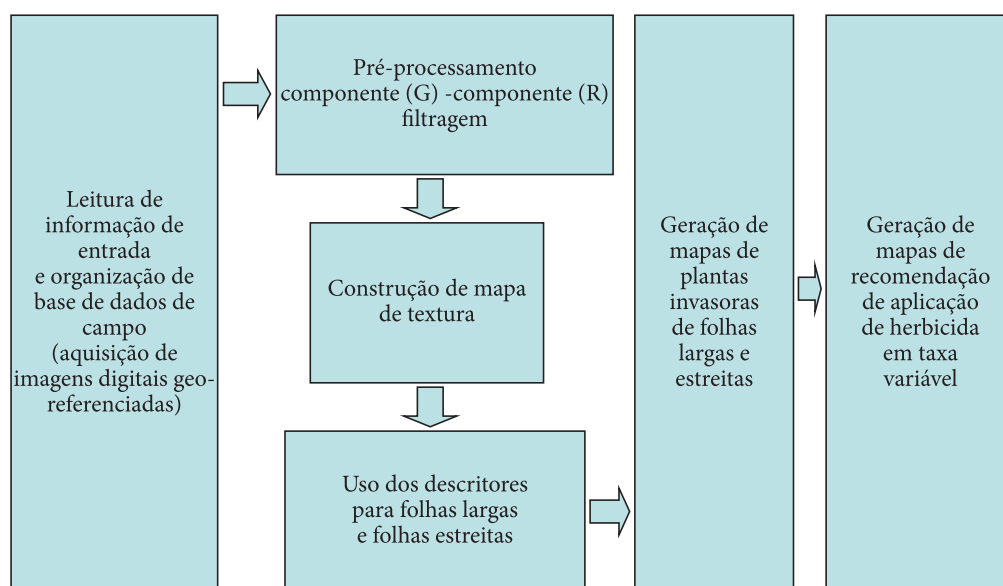


Figura 4. Diagrama de blocos da arquitetura para identificação da área de ocupação de plantas invasoras de folhas largas e estreitas da cultura do milho (*Zea mays* L.) e respectivo mapa de aplicação de herbicida em taxa variável.

do processamento de imagens em função da especificidade da aplicação, em particular quando aplicada como base para o reconhecimento de padrões de plantas.

Textura se refere às propriedades que representam a ordem do arranjo de uma estrutura ou superfície de um objeto em estudo e apresenta elementos mutuamente relacionados, ou grupos de pixels relacionados, sendo, entretanto, altamente dependente de escala (HARALICK; SHANMUGAM; DINSTEIN, 1973; HARALICK, 1979). A textura consiste de primitivas ou elementos de textura, que também podem ser chamados de *texels*. Uma primitiva de textura é um conjunto de pixels contíguos que possuem alguma propriedade tonal ou regional em comum (JULESZ, 1981). As texturas podem ser classificadas como rugosas, que são constituídas de primitivas geométricas de maior escala e possuem baixa frequência espacial, bem como lisas, sendo as mesmas constituídas de primitivas geométricas de pequena escala e que possuem alta frequência espacial. As características texturais estão diretamente ligadas à escala das primitivas de origem que lhe definem.

A descrição de uma textura presente em uma imagem digital pode ser feita considerando-se

as tonalidades dos pixels e a estrutura que a compõe. A tonalidade descreve as propriedades de intensidade de um pixel na primitiva, enquanto a estrutura se refere à relação espacial entre as primitivas (SONKA; HLAVAC; BOYLE, 1998). A análise por textura viabiliza descrever a informação visual de uma imagem, ou de suas regiões que são estatisticamente homogêneas. Quatro diferentes caminhos podem ser utilizados para se descrever uma determinada textura. Neste contexto encontram-se os métodos estatísticos, que calculam diferentes propriedades da textura e que são adequados quando a primitiva utilizada possui tamanho comparável ao dos pixels, os métodos sintáticos, que são adequados quando as propriedades das primitivas de textura podem facilmente ser determinadas, os métodos híbridos, que consideram tanto os métodos estatísticos como os métodos sintáticos e os métodos espectrais, que tem base em propriedades do espectro de Fourier [*Espectro de Fourier: A Transformada de Fourier (FT) é uma ferramenta largamente empregada em processamento de sinais, processamento de sons e em processamento de imagens. Denominada assim em homenagem ao físico francês Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830), a FT decompõe um sinal em suas componentes elementares seno e*

cosseno. A FT aplicada a uma imagem no domínio espacial gera uma informação no domínio da frequência, em que cada ponto, definido por um vetor do tipo $(k.\text{cosseno}, k.\text{seno})$, representa uma dada frequência contida no domínio espacial da imagem. O Espectro de Fourier é um gráfico que apresenta as amplitudes em função das frequências de um sinal] para descrever padrões globais de textura.

Neste contexto a textura das imagens analisadas foi obtida tomando o uso dos momentos estatísticos do histograma de intensidade de toda a imagem por estudo ou região. O momento $\rho_r(z)$ em torno da média pode ser formalizado como:

$$\rho_r(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - \beta)^r p(z_i) \quad \text{Eq. (1)}$$

onde z é uma variável aleatória que denota intensidade, $p(z_i)$ é o histograma correspondente a z , $i = 0, 1, 2 \dots L-1$, onde L é o número de níveis distinto de intensidades, β é o valor médio de z (intensidade média):

$$\beta = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad \text{Eq. (2)}$$

O segundo momento estatístico, a variância, fornece uma medida de contraste de intensidade, usado para determinar a suavidade relativa.

$$\text{Var}(z) = \rho_2(z) \quad \text{Eq. (3)}$$

O desvio padrão também é utilizado, pois seus valores tendem a ser mais intuitivos em alguns casos. O terceiro momento é uma medida da assimetria do histograma:

$$\rho_3(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - \beta)^3 p(z_i) \quad \text{Eq. (4)}$$

O quarto momento mede quão plano é o histograma, o quinto e os demais momentos mais elevados não se relacionam de forma direta com o formato do histograma, mas fornecem medidas adicionais sobre a textura. As medidas calculadas apenas pelo histograma não possuem informações sobre as posições relativas entre pixels, sendo que para descrever uma textura de forma adequada é importante considerar tanto as intensidades quanto a distribuição espacial dos pixels, por isso é importante incorporar a análises de textura não apenas a distribuição de intensidades, mas

também as posições relativas dos pixels contidos na imagem digital sob análise.

Uma imagem de textura é normalmente dividida em pequenos quadros de sub-imagem não sobrepostos, se o tamanho da sub-imagem for $M \times M$. A escala de cinza de seus pixels pode ser interpretada como um vetor de dimensão M^2 e a imagem representada por um conjunto de vetores. Aplicando a transformada de Fourier, Hadamard, ou outra transformação discreta de imagem nesses vetores, são obtidas novas coordenadas em relação à frequência espacial da imagem original, que podem ser usadas para a sua descrição (ROSENFELD, 1976).

As ocorrências de níveis configurações de níveis de cinza podem ser descritas por matrizes de frequências relativas, chamadas de matrizes de co-ocorrência, apresentando quão freqüente é o aparecimento de dois pixels com determinados tons de cinza com uma determinada distância e direção angular. As matrizes são simétricas ao defini-las da seguinte forma:

$$\begin{aligned} P_{0^\circ,d}(a,b) &= \\ &= \left| \left\{ \begin{aligned} &[(k,l),(r,s)] \in D : k-r = \\ &= 0, |l-s| = d, f(k,l) = \\ &= a, f(r,s) = b \end{aligned} \right\} \right| \\ P_{45^\circ,d}(a,b) &= \\ &= \left| \left\{ \begin{aligned} &[(k,l),(r,s)] \in D : \\ &: (k-r = d, l-s = -d) \\ &OU (k-r = -d, l-s = d), \\ &f(k,l) = a, f(r,s) = b \end{aligned} \right\} \right| \\ P_{90^\circ,d}(a,b) &= \\ &= \left| \left\{ \begin{aligned} &[(k,l),(r,s)] \in D : |k-r| = \\ &= d, l-s = 0, f(k,l) = \\ &= a, f(r,s) = b \end{aligned} \right\} \right| \\ P_{135^\circ,d}(a,b) &= \\ &= \left| \left\{ \begin{aligned} &[(k,l),(r,s)] \in D : \\ &: (k-r = d, l-s = d) \\ &OU (k-r = -d, l-s = -d), \\ &f(r,s) = a, f(r,s) = b \end{aligned} \right\} \right| \end{aligned} \quad (5)$$

onde em uma imagem de tamanho $M \times N$, $P_{\theta,d}(a,b)$ é a matriz de freqüências relativas com dois pixels com escala de cinza a , b separados por uma distância d na direção θ , sendo $\{\dots\}$ referente ao conjunto de cardinalidade e $D = (M.N).(M.N)$.

Tendo as informações sobre a textura contidas nas matrizes de co-ocorrência é possível derivá-la para se obter características de textura. Uma das propriedades do método das matrizes de co-ocorrência é a capacidade de descrever a relação espacial entre os pixels tonais e as transformações mono tônicas de escala de cinza. Por outro lado, o método não considera as formas das primitivas e por isso não é recomendado quando as primitivas são de grande escala. Apesar do método das matrizes de co-ocorrência fornecer bons resultados com relacionados à textura, o método é computacionalmente custoso e deve ser utilizado com certo cuidado e em função da aplicação.

A abordagem pela freqüência de borda é uma descrição realizada a partir da freqüência do aparecimento de bordas na textura. Bordas podem ser identificadas como micro bordas ou macro bordas, utilizando máscaras operadoras de bordas pequenas e grandes respectivamente (DAVIS; MITCHE, 1980). A operação mais simples que serve para este propósito é a do cálculo do operador de Robert, mas virtualmente qualquer outro detector de borda pode ser usado.

Por outro lado, modelos de descrição sintáticos baseiam-se na ideia de que texturas consistem de primitivas localizadas em relações quase regulares. Uma das mais eficientes formas de descrever a estrutura da relação entre primitivas é a utilização de uma gramática que represente uma regra para a sua construção a partir de primitivas, aplicando regras de transformação a um limitado conjunto de símbolos. Os símbolos representam os tipos de primitivas e as regras de transformações representam a relação espacial entre primitivas.

A descrição sintática pode descrever texturas reais, desde que regras variáveis sejam incorporadas nas gramáticas de descrição. Gramáticas não determinísticas ou estocásticas devem ser usadas (FU, 1974).

A abordagem híbrida de descrição de textura distingue texturas que possuem baixa relação espacial das que possuem alta relação espacial regular (CONNERS; HARLOW, 1980). A parte

sintática das texturas que possuem baixa relação espacial divide uma imagem em regiões com base em propriedades tonais (por exemplo, regiões com escala de cinza constante) que podem ser consideradas primitivas de textura. O próximo traz como contextualização a construção de histogramas dos tamanhos e formas de todas as primitivas de textura contidas na imagem. Se a imagem pode ser segmentada em dois conjuntos de regiões de texturas homogêneas, o histograma é bi-modal e cada primitiva é tipicamente de um padrão de textura, que pode ser utilizado para segmentação.

Se o histograma inicial não possui picos significantes, uma segmentação completa não poderá ser alcançada. A segmentação baseada em histograma pode ser repetida para cada região de textura homogênea prévia. Se cada região de textura consiste em mais de um tipo de primitiva, o método não pode ser usado e a relação espacial entre as primitivas precisa ser recalculada (HARALICK, 1979). A descrição de texturas por primitivas com alta relação espacial regular baseia-se na relação espacial das primitivas e interações bi-direcionais entre primitivas parecem ter grande parte da informação. A primitiva de textura mais simples é um pixel e sua propriedade de escala de cinza, enquanto o conjunto máximo de pixels com escala de cinza constante é a primitiva de textura mais complexa (WANG; ROSENFELD, 1981). Assim, primitivas podem ser descritas pelo seu tamanho, alongamento, orientação, escala de cinza média, momentos invariantes, entre outros. A descrição de textura inclui a relação espacial entre primitivas baseado na distância e na relação de adjacência. O uso de primitivas mais complexas retorna mais informações sobre a textura. Por outro lado, todas as propriedades de primitivas simples ficam imediatamente disponíveis sem a necessidade de envolver cálculos extensivos de suas propriedades.

O momento bidimensional padrão é uma função projetada em $f(x,y)$, representando uma imagem através de uma função polinomial. Pode-se definir o momento bidimensional de ordem $(p+q)$ de uma imagem digital $f(x,y)$ de tamanho $M \times N$ como:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x,y) \quad \text{Eq. (6)}$$

onde $p, q \in z$

Os momentos bidimensionais podem não ser invariantes a transformações como translação ou rotação, sendo que esses atributos podem ser obtidos através do cálculo do momento central. O momento central correspondente de ordem $(p + q)$ é definido como:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad \text{Eq. (7)}$$

onde $p, q \in z$ e

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad e \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad \text{Eq. (8)}$$

onde (\bar{x}, \bar{y}) representa o centróide da imagem $f(x, y)$.

Apesar do momento central ser invariante a translações ou rotações ele não é invariante a mudança de escala. A invariância á escala pode ser obtida pelo cálculo dos momentos centrais normalizados que são chamados de η_{pq} , sendo definidos por:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad \text{Eq. (9)}$$

Onde

$$\gamma = \left(\frac{p+q}{2} \right) + 1 \quad \text{Eq. (10)}$$

para $(p + q) = 2, 3, \dots, n$

Logo, com base no uso do momento central e recorrendo aos sete momentos invariantes de Hu que são invariantes sob qualquer transformação linear que a imagem possa sofrer (HU, 1962), pode-se considerar:

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad \text{Eq. (11)}$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad \text{Eq. (12)}$$

$$\Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad \text{Eq. (13)}$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad \text{Eq. (14)}$$

$$\begin{aligned} \Phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \\ &[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ &+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ &[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad \text{Eq. (15)}$$

$$\begin{aligned} \Phi_6 &= (\eta_{20} + \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ &-(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11} \\ &(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \end{aligned} \quad \text{Eq. (16)}$$

$$\begin{aligned} \Phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \\ &[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ &+ (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ &[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad \text{Eq. (17)}$$

Foram consideradas para validação do método quatro plantas invasoras da cultura do milho, tanto de folhas largas como de folhas estreitas, conforme ilustra a Figura 5, bem como se procurou utilizar a ordem do momento que melhor viesse a ser adequada à aplicação.

As folhas destas quatro espécies de plantas invasoras têm características diferentes, como pode ser observado abaixo:

Leiteira (*Euphorbia heterophylla* L.): suas folhas ocorrem ao longo do caule, com gemas nas axilas (*Axila: região angular formada entre um órgão, ou parte vegetal, e o eixo em que se insere a espécie, entre uma folha e o eixo caulinar, na qual germinam brotam gemas que dão origem a novos ramos, folhas ou flores*). São glabras, medindo de 4 a 10 cm de comprimento. As folhas inferiores são alternadas e lanceoladas, enquanto as superiores são opostas ou verticiladas. Abaixo das inflorescências há maior concentração de folhas;

Picão-preto (*Bidens pilosa*): folhas pecioladas, opostas no caule e ramos, de formato ovalado ou lanceolado; coloração verde, podendo ter tonalidades violáceas; podem ocorrer folhas simples ou compostas, com até 8 cm de comprimento por 4 cm de largura; folhas com margens serradas, com ou sem a presença de pêlos;

Capim-colchão (*Digitaria sanguinalis* Scop.): Folhas com até 15 cm de comprimento e 12 mm de largura, as lâminas são planas, com margens lisas; podem apresentar pêlos em sua extensão. A



Figura 5. Imagens das plantas invasoras da cultura do milho. As plantas de folhas largas são: (a) leiteira (*Euphorbia heterophylla* L.), e (b) picão-preto (*Bidens pilosa*). As outras duas são plantas de folha estreita, sendo (c) capim-colchão (*Digitaria sanguinalis* Scop.) e (d) capim-carrapicho (*Cenchrus echinatus* L.). Fonte: Lorenzi, 2000.

coloração é verde, podendo adquirir cor arroxeada quando em condições desfavoráveis;

Capim-carrapicho (*Cenchrus echinatus* L.): folhas presentes em grande quantidade e distribuídas sobre os colmos (*Colmo: caule frequentemente herbáceo e cilíndrico, com nós bem demarcados e entrenós gerfistulosos, característico das gramíneas*). Lâmina foliar plana, com pêlos na parte de cima e lisa na parte de baixo. Medem de 10 a 30 cm de comprimento por 5 a 10 cm de largura. Bainha lisa ou com pequena quantidade de pêlos marginais na parte superior com anéis de pêlo branco.

Como exemplos, são relatados dois estudos de casos, sendo um deles relacionado à planta invasora de folhas largas Leiteira (*Euphorbia heterophylla* L.) e o outro à planta invasora de folhas estreitas Capim-colchão (*Digitaria sanguinalis* Scop.).

Para manejo baseado em AP foram consideradas etapas de coleta da informação georreferenciada, pré-processamento para qualificar a informação de interesse, construção de mapa de textura, extração de características geométricas, geração de mapas de plantas invasoras de folhas largas e estreitas, integração de resultados e geração

de mapa de recomendação para a aplicação de herbicida em taxa variável. Utilizou-se assim, como método de reconhecimento das plantas invasoras técnicas de visão computacional e algoritmos de processamento de imagens. A etapa do processamento que subtrai componentes da imagem de entrada permite extrair das mesmas, informações que não são oriundas das plantas invasoras (informações de fundo, como palha, milho e solo).

A partir das imagens que contenham apenas plantas invasoras é a planta invasora selecionada para reconhecimento com base na utilização de descritores computacionais e método de análise baseado na textura e nas características geométricas dos objetos a serem identificados. O mapa de textura é calculado com janelamento de 30x30 pixels. As medidas estatísticas foram realizadas considerando a matriz de co-ocorrência e o contraste das imagens.

As imagens foram adquiridas em um campo experimental com 38 ha. de área da Embrapa Milho e Sorgo (Rodovia MG 424 km 45 - Sete Lagoas, MG, Brasil), dividido em 41 parcelas espaçadas de 100,0x100,0m e com área de 12m²



Figura 6. Exemplo de uma imagem adquirida com a câmera digital da marca Canon, modelo PowerShot Pro 1, com 180 pixels/polegadas de resolução (600x600 pixels) contendo um quadro de madeira medindo 0,5x0,5m como elemento de escala para a caracterização de dimensões das plantas e quadro de captação.

(4,0x3,0m). Para a aquisição das imagens foi utilizada uma câmera digital da marca Canon, modelo PowerShot Pro 1, com 180 pixels/polegadas de resolução, a qual apresenta tamanho de imagens de 600x600 pixels no espectro visível e um quadro de madeira medindo 0,5x0,5m como elemento de escala para a caracterização de dimensões das plantas e quadro de captação (Figura 6).

A base do método de reconhecimento dos padrões de plantas largas e estreitas utiliza a análise de mapas de textura, a qual é um atributo espacial com origem na sensação visual causada pelas variações tonais existentes em uma determinada região de uma imagem. Neste contexto, foi a análise de textura utilizada para a segmentação sobre os atributos espaciais da imagem no seu processamento.

Ainda como parte do método foi utilizado a abordagem do contraste, com a extração de janelas pertencentes à uma determinada classe, com o processamento das imagens através de uma janela móvel, viabilizando a confecção de mapas de texturas das imagens coletadas. Os descritores para folhas largas e folhas estreitas foram estabelecidos na forma:

Descritor_{folhas largas} ≡

$$\left\{ \begin{array}{l} \left[\begin{array}{ccc} g_{11} - r_{11} & g_{12} - r_{12} & \dots & g_{1n} - r_{1n} \\ g_{21} - r_{21} & g_{22} - r_{22} & \dots & g_{2n} - r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g_{m1} - r_{m1} & g_{m2} - r_{m2} & \dots & g_{mn} - r_{mn} \end{array} \right], \\ \text{filtro de mediana, limiarização,} \\ \text{mapa de textura} \\ \left(\sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_i \sum_j p(i, j), \text{ se } |i-j|=n \right\} \right), \\ \text{elongação} \left(\frac{\text{largura}}{\text{comprimento}} \right), \\ \text{correção de bordas} \\ \left(\frac{\text{Área do contorno dilatado}}{3} \right), \\ \text{correção de sobreposição} \\ \left(\frac{(x_1 + y_1) + (x_2 + y_2) + (x_3 + y_3)}{3} \right) \end{array} \right\}$$

Eq. (18)

em que: $g_{i,j}$ é a intensidade da componente G da imagem de entrada na coordenada (i,j); $r_{i,j}$ é a intensidade da componente R da imagem de entrada na coordenada (i,j); filtro de mediana é relativo ao valor retornado após aplicação de filtragem que elimina ruído de baixa frequência; limiarização é relativo ao valor retornado após aplicação de operação de limiar para retirada de informações que não são inerentes às folhas de plantas (neste caso todas as plantas invasora ou não que aparecem na imagem); mapa de textura é relativo ao mapa de textura que é gerado pela operação de contraste para geração de matriz de co-ocorrência; elongação é relativo ao descritor geométrico para caracterização de folhas largas; correção de bordas é um fator que viabiliza corrigir a operação de fechamento de bordas; correção de sobreposição é um fator que viabiliza corrigir o efeito e sobreposição de folhas, considerado as situações de 30% (x_1, y_1), 60% (x_2, y_2) e 90% (x_3, y_3) de sobreposição.

$$\begin{aligned}
& \text{Descritor}_{\text{folhas estreitas}} \equiv \\
& \left[\begin{array}{cccc} g_{11} - r_{11} & g_{12} - r_{12} & \dots & g_{1n} - r_{1n} \\ g_{21} - r_{21} & g_{22} - r_{22} & \dots & g_{2n} - r_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ g_{m1} - r_{m1} & g_{m2} - r_{m2} & \dots & g_{mn} - r_{mn} \end{array} \right], \\
& \left. \begin{array}{l} \text{filtro de mediana, limiarização,} \\ \text{mapa de textura} \\ \left(\sum_{n=0}^{Ng-1} n^2 \left\{ \sum_i \sum_j p(i, j), \text{ se } |i-j|=n \right\} \right), \\ \text{solidez} \left(\frac{\text{Área do objeto}}{\text{Área do menor polígono convexo}} \right), \\ \text{correção de bordas} \\ \left(\frac{\text{Área do contorno dilatado}}{3} \right), \\ \text{correção de sobreposição} \\ \left(\frac{(x_1\% + y_1\%) + (x_2\% + y_2\%) + x_3\% + y_4\%}{4} \right) \end{array} \right\} \\
& \text{Eq. (19)}
\end{aligned}$$

em que: g_{ij} é a intensidade da componente G da imagem de entrada na coordenada (i,j); r_{ij} é a intensidade da componente R da imagem de entrada na coordenada (i,j); filtro de mediana é relativo ao valor retornado após aplicação de filtragem que elimina ruído de baixa frequência; limiarização é relativo ao valor retornado após aplicação de operação de limiar para retirada de informações que não são inerentes às folhas de plantas (neste caso todas as plantas invasora ou não que aparecem na imagem); mapa de textura é relativo ao mapa de textura que é gerado pela operação de contraste para geração de matriz de co-ocorrência; solidez é relativo ao descritor geométrico para caracterização de folhas estreitas; correção de bordas é um fator que viabiliza corrigir a operação de fechamento de bordas; correção de sobreposição é um fator que viabiliza corrigir o efeito e sobreposição de folhas, considerado as situações de 30% (x1,y1), 60% (x2,y2) e 90% (x3,y3) de sobreposição.

O sistema para auxílio à decisão foi desenvolvido em plataforma Builder C++ 5.0 da Borland, sendo executado em um processador

Intel Core P8600 3,50 GHz, 4,0 GB de memória RAM e sistema operacional Windows 8. O uso de pré-processamento auxiliou na eliminação das informações de fundo (palha e solo) das imagens obtidas em experimentos de campo. Para este processamento as componentes R, G e B (*Red, Green, Blue*) das imagens foram utilizadas.

Desta forma, imagens de situações reais foram obtidas a partir de recortes matemáticos nas imagens digitais de áreas de produção de milho, contendo solo, palha, folhas da cultura do milho, folhas de plantas invasoras (Figura 7).

A Figura 8 ilustra um exemplo de resultado obtido com aplicação da operação de subtração [Operação de subtração das componentes (G - R): A teoria de percepção cromática pelo olho humano baseia-se em hipótese formulada por Young em 1801. O espectro visível pode ser visto como um conjunto de três classes, com diferentes máximos de sensibilidade situados em torno do vermelho (R- Red), do verde (G- Green) e do azul (B- Blue). Desta forma, todas as sensações de cor percebidas pelo olho humano são na verdade combinações das intensidades dos estímulos recebidos. Estas três cores são denominadas cores primárias aditivas, pois é possível obter qualquer outra cor a partir de uma combinação aditiva de uma ou mais delas, em diferentes proporções, como também é possível subtrai-las. Para efeito de padronização a Comissão Internacional de Iluminação (Commission Internationale de l'Eclairage) atribuiu, em 1931, os seguintes comprimentos de onda a estas cores primárias: azul = 435,8 nm, verde = 546,1 nm, vermelho = 700 nm. As combinações de cores consideradas até o momento pressupõem a emissão de radiações coloridas situadas dentro do espectro deluz visível, as quais combinadas aditivamente produzem um efeito final correspondente à soma ou subtração dos efeitos individuais. A mistura das cores primárias, duas a duas, produz as chamadas cores secundárias, como é o caso da operação (G-R)] das componentes (G-R), como parte das operações da etapa de pré-processamento.

Adicionalmente, o uso de um filtro de mediana (Filtro de mediana: As técnicas de filtragem são vistas como transformações da imagem pixel a pixel, que não dependem apenas do nível de cinza de um determinado pixel, mas também do valor dos níveis de cinza dos pixels vizinhos. Mediana é uma medida estatística, que caracteriza uma



Figuras 7. Exemplo de imagens de situações reais de campo contendo a) solo, b) palha, c) folhas da cultura do milho e d) folhas de plantas invasoras e outras informações.

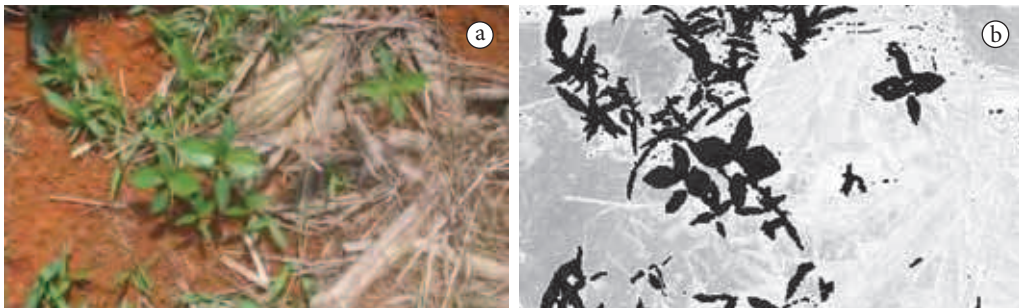


Figura 8. Exemplo de resultado obtido com aplicação da operação de subtração das componentes (G-R), como parte das operações da etapa de pré-processamento em segmentos de imagem obtida em campo experimental.

tendência central para um conjunto de dados. No processamento de imagens, o conjunto de dados vem da imagem e a aplicação do filtro de mediana proporciona a operação de é diminuir o ruído na imagem. A operação pode ser feita tanto no domínio espacial como no domínio da frequência) de tamanho 3×3 aplicado na imagem resultante da operação da subtração das componentes (G-R)

promoveu a suavização com a eliminação de ruídos de baixa frequência (Figura 9). Assim, logo após a aplicação da filtragem de baixas frequências houve a aplicação da operação de limiarização (Operação de limiarização: Matematicamente, a operação de limiarização pode ser descrita como uma técnica de processamento de imagens na qual uma imagem de entrada $f(x, y)$ de N níveis de cinza

produz à saída uma imagem $g(x, y)$, chamada de imagem limiarizada, cujo o número de níveis de cinza é menor que N) com o estabelecimento de um nível de limiar adequado para a preparação das etapas subsequentes de reconhecimento de plantas (Figura 10).

Para a validação do processo de identificação ou rotulações de região foi necessário utilizar um conjunto de imagens binárias, as quais foram obtidas com a aplicação de uma segunda limiarização contendo apenas dois limiares, ou seja, tonalidade de cor preta (0) para definição do fundo da imagem e tonalidade de cor branca (255) para definição das folhas. Para esta operação foi utilizada a limiarização baseada em Otsu (Figura 11). Em seguida houve a identificação das regiões, cujo resultado final representa o número total de regiões presentes em uma imagem pré-processada e uma matriz de números inteiros, do mesmo tamanho da imagem sob análise, contendo os rótulos de cada região.

A partir desse ponto do processamento entra em ação uma etapa de adequação de tons específicos das folhas que estão localizadas nas regiões. O resultado fornecido nessa etapa é uma imagem com fundo preto e regiões (ou folhas) definidas com tons de cinza em intervalos que compreendem os valores de 0 a 51 (Figura 12).

No desenvolvimento do método, percebeu-se que a identificação de regiões adotando-se vizinhança de 8 pixels apresentou um melhor resultado. Logo, a vizinhança de 8 pixels foi adotada como um padrão a ser seguido.

A Figura 13 e a Figura 14 ilustram conjunto de imagens usadas para o cálculo dos mapas de textura obtidos em função da espécie de planta invasora. A Figura 15 ilustra a padrões para que

definida para a textura foi estabelecida em relação ao objeto de análise, ou seja, plantas invasoras que foram selecionadas como classes presente na imagem classificada.



Figura 9. Exemplo de resultado da aplicação do filtro de mediana de tamanho 3x3 (operação de convolução no domínio espacial) aplicado na imagem resultante da operação da subtração das componentes (G-R), onde houve suavização com a eliminação de ruídos de baixa frequência, como parte das operações da etapa de pré-processamento em segmentos de imagem obtida em campo experimental.



Figura 10. Exemplo de resultado com aplicação da operação de limiarização como preparação das etapas subsequentes para o reconhecimento de plantas invasoras.

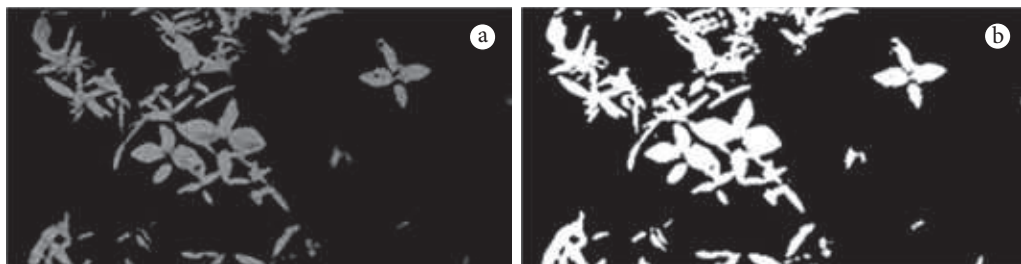


Figura 11. Exemplo de resultado obtido com a aplicação da limiarização de Otsu para a obtenção de imagens binárias como parte das operações da etapa de pré-processamento em segmentos de imagem obtida em campo experimental.

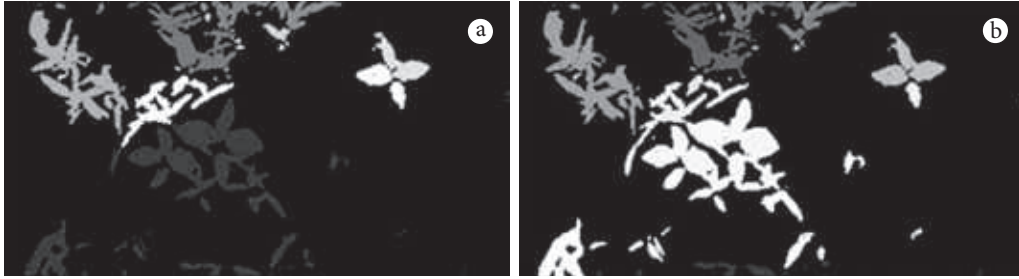


Figura 12. Exemplo de imagem resultante da aplicação de tons de cinza nas regiões encontradas na imagem binária (a) resultado com vizinhança (Vizinhança de 4 e 8 pixels: Algumas das mais importantes operações com imagens dependem não apenas do valor observado em uma coordenada em especial, mas também dos valores observados em uma região próxima dessa coordenada. Torna-se, portanto, importante definir com precisão o conceito de proximidade. Dada a natureza discreta dos pixels de uma imagem há várias maneiras de se definir a vizinhança de uma dada posição (x,y) que, por definição, não inclui a própria coordenada. Um caso extremo é o da vizinhança vazia e no outro extremo, cada coordenada pode ter como vizinhos todos os outros pontos. Neste contexto é com uma utilização dos quatro vizinhos (vizinhança de 4 pixels) mais próximos, ou ainda dos oito vizinhos mais próximos (vizinhança de 8 pixels) de 4 pixels; (b) resultado com vizinhança de 8 pixels, como parte das operações da etapa de pré-processamento em segmentos de imagem obtida em campo experimental.

a segmentação baseada em textura pudesse ser efetuada.

A Figura 16 apresenta a informação de borda obtida para folhas largas com operador laplaciano, as bordas dilatadas com algoritmo para dilatação para o fechamento dos objetos convexos da imagem, a imagem limiarizada obtida no pré-processamento e a nova imagem limiarizada, retirando a informação das bordas dilatadas da imagem limiarizada original. A Figura 17 apresenta a informação de borda obtida para folhas estreitas com operador laplaciano, as bordas dilatadas com algoritmo para dilatação para o fechamento dos objetos convexos da imagem, a imagem limiarizada obtida no pré-processamento e a nova imagem limiarizada, retirando a informação das bordas dilatadas da imagem limiarizada original.

A Figura 18 e a Figura 19 ilustram resultados obtidos considerando a avaliação de equivalência entre visão especialista e visão computacional. O mapeamento para os quadros amostrados e a área de ocupação de plantas invasoras de folhas largas e estreitas foi realizado com base no sistema descrito, o qual possibilitou observar a variabilidade na ocupação e a derivação para um mapa de recomendação para aplicação de herbicida em taxa variável.

Para estes estudos de caso foi utilizada análise de textura baseada no segundo e quarto momento de

Fotos: P. E. Cruvinel



Figura 13. Imagens digital em recorte de folhas largas de planta invasora Leiteira (*Euphorbia heterophylla* L.).

Fotos: P. E. Cruvinel



Figura 14. Imagens digital em recortes de folhas estreitas de planta invasora Capim-colchão (*Digitaria sanguinalis* Scop.).

Hu para a segmentação de folhas largas e estreitas respectivamente sobre os atributos espaciais da imagem no seu processamento. Foi utilizada a abordagem do contraste, com a extração de janelas pertencentes a uma determinada classe. Da análise do contraste foi obtida a matriz de co-ocorrência dos níveis de cinza. Através do cálculo do valor desses atributos em diversas imagens, constatou-se que existem relações entre eles. A granularidade

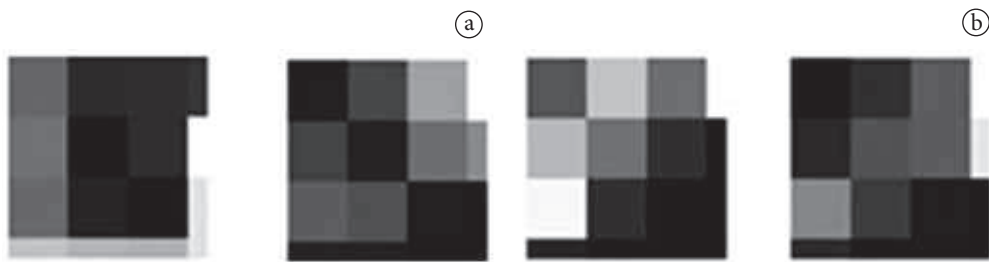


Figura 15. Exemplos de mapas de texturas obtidos a partir das imagens em recorte de (a): folhas largas de planta invasora Leiteira (*Euphorbia heterophylla* L.), (b) folhas estreitas de planta invasora Capim-colchão (*Digitaria sanguinalis* Scop.).

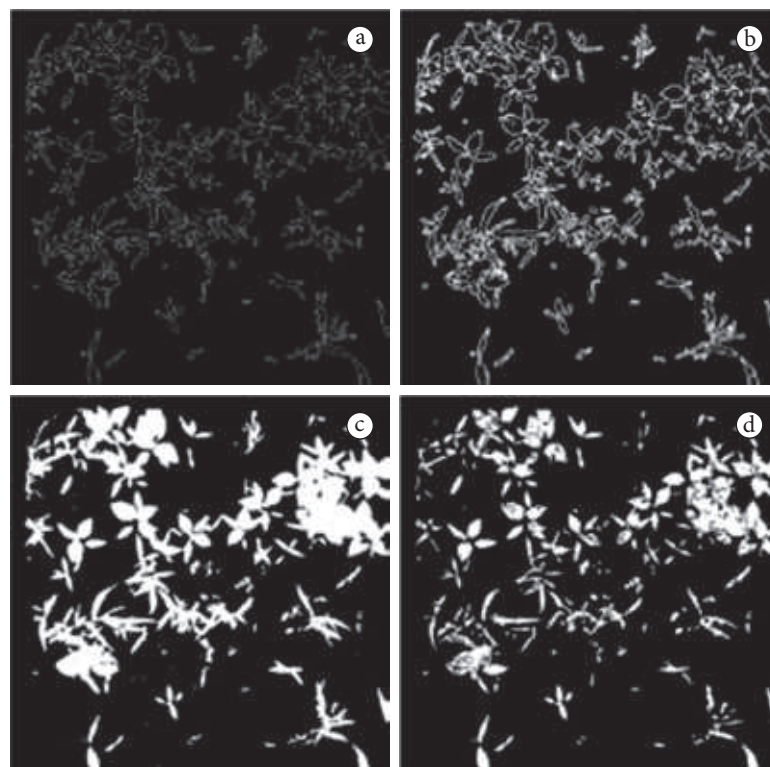


Figura 16. Imagens do processo de formação das regiões das folhas largas: (a) imagem das bordas das folhas; (b) imagem das bordas dilatadas e erodidas; (c) imagem limiarizada; (d) imagem resultante da subtração das bordas (b) da imagem das regiões (c).

As infestações das plantas invasoras normalmente não ocorrem de modo uniforme nas áreas agrícolas e com o uso das técnicas do processamento de imagens sua variabilidade espacial e localização puderam ser determinadas. Desta forma, a variabilidade espacial e a densidade de plantas invasoras puderam ser associadas a mapas de infestação, os quais poderão ser utilizados como referência no controle da aplicação

dos herbicidas. Os resultados mostraram uma taxa de acerto em ambiente de campo da ordem de 84% para folhas largas e 80% para folhas estreitas. Assim, após a identificação do percentual de ocupação em cada quadro ou imagem considerada foi possível organizar o mosaico geral, contendo os quadros analisada para a área considerada com ocupação de plantas invasoras de folhas

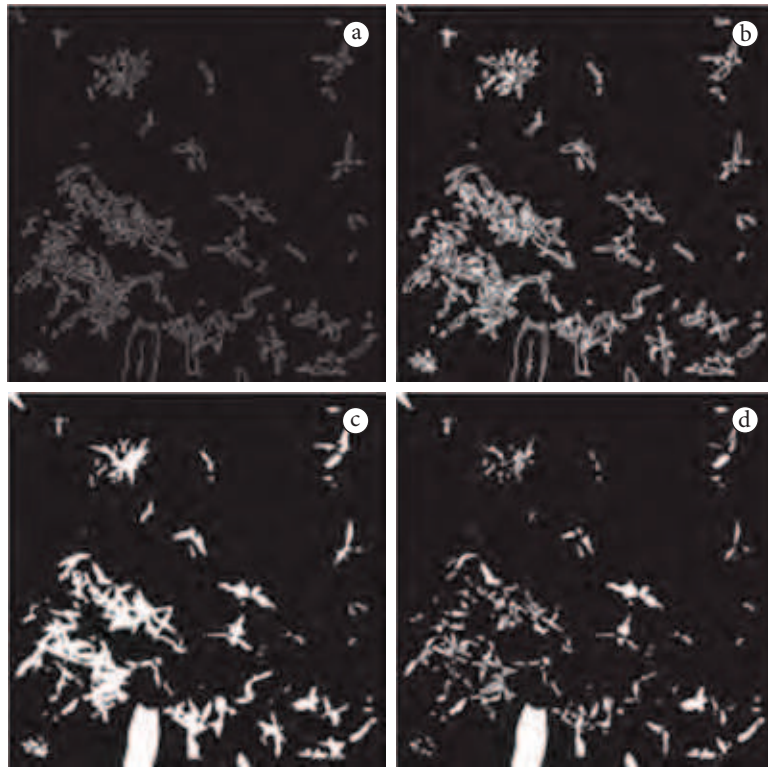


Figura 17. Imagens do processo de formação das regiões das folhas estreitas: (a) imagem das bordas das folhas; (b) imagem das bordas dilatadas e erodidas; (c) imagem limiarizada para ilustrar as regiões das folhas presentes na imagem; (d) imagem resultante da subtração das bordas (b), da imagem das regiões (c).

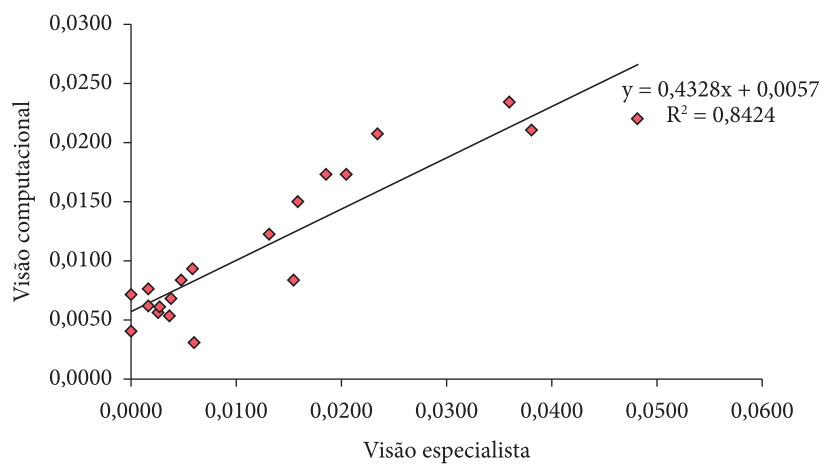


Figura 18. Avaliação de equivalência entre reconhecimento de folha larga considerando visão especialista e visão computacional.

largas e estreitas que ocorreram na mesma área considerada (Figura 20 (a) e (b) respectivamente).

Uma vez realizado o mapeamento da taxa de ocupação de plantas invasoras de folhas largas

e estreitas tornou-se possível à consolidação da informação para a recomendação de aplicação de herbicida em taxa variável, específico para esta modalidade de planta invasora considerada.

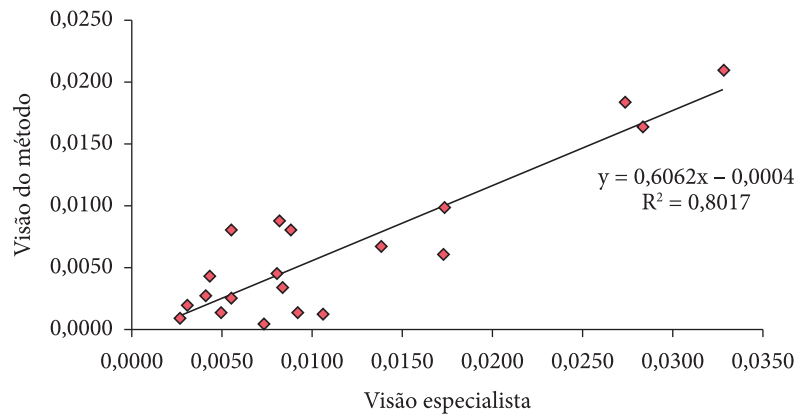


Figura 19. Avaliação de equivalência entre reconhecimento de folha estreita considerando visão especialista e visão computacional.

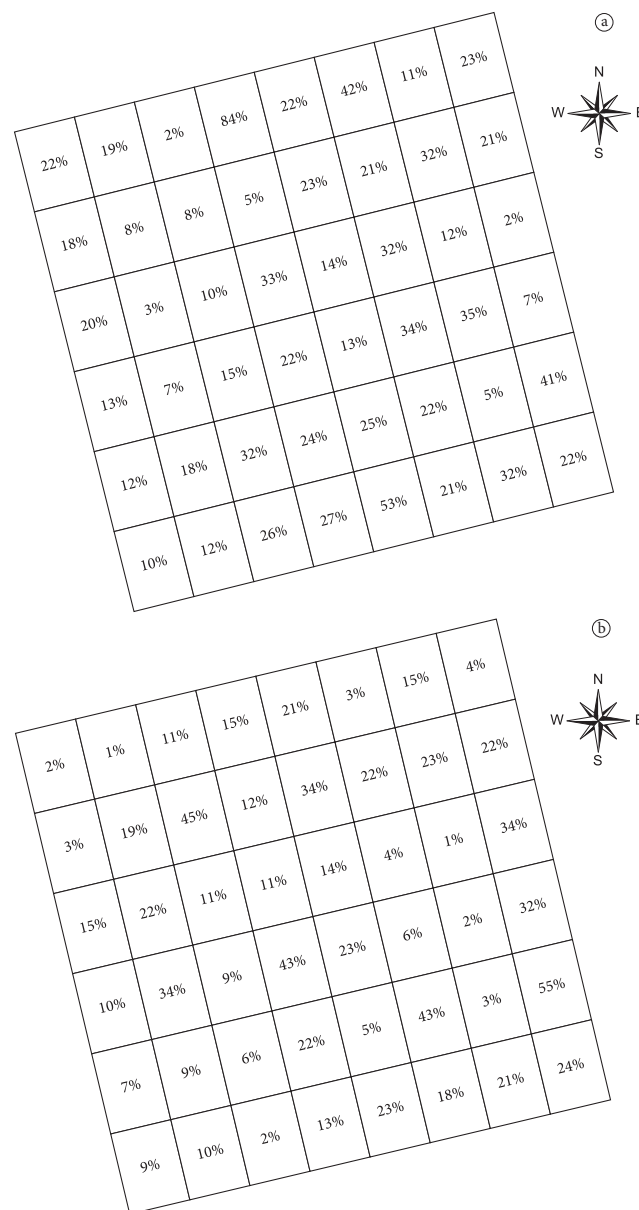


Figura 20. Exemplo de mapeamento da taxa de ocupação de plantas invasoras de folhas largas (a) e estreitas (b) em uma parcela de 12m² (4 × 3 m), com sítio de informação de ocupação amostrado em uma área de 0,5 × 0,5 m.

4. Conclusões

O Brasil para ampliar a competitividade do seu agronegócio do milho, bem como para assegurar o desenvolvimento sustentável desejado, busca estruturar seu processo tecnológico para a garantia da entrega do produto, o qual é significativamente sensível às plantas invasoras e suas características de agressividade, envolvendo a competição por espaço, luz, água e nutrientes. A metodologia apresentada mostra ser viável o uso das informações morfológicas das espécies de plantas invasoras, onde foram relatados dois estudos de casos, sendo um deles relacionado à planta invasora de folhas largas Leiteira (*Euphorbia heterophylla* L.) e o outro à planta invasora de folhas estreitas Capim-colchão (*Digitaria sanguinalis* Scop.), considerando seus reconhecimentos e suas variabilidades espaciais com uso de visão computacional para manejo baseado em técnicas de AP. A metodologia desenvolvida com base no uso de análise de momentos invariantes demonstrou ser possível considerar aplicação de herbicidas em função de suas assinaturas geométricas e seu percentual de área de ocupação. A informação morfológica das plantas invasoras foi associada às informações da variabilidade espacial das culturas, o que pode ser também aplicado para outras espécies de interesse a partir da definição de suas assinaturas geométricas, resultando em uma nova técnica para o manejo localizado com aplicação taxa variada dos agrotóxicos.

Agradecimentos

Os autores agradecem a Embrapa no âmbito da Rede em Agricultura de Precisão (Macro Programa 1), bem como ao Dr. João de Mendonça Naime coordenador do Projeto Componente 01.09.01.002.01 e à Capes, Processo: Edital conjunto Capes-Embrapa No. 001/2011.

Referências

ALVES, E. A.; KHOURY JUNIOR, J. K.; PINTO, F. A. C.; QUEIROZ, D. M. Classificação de plantas daninhas utilizando características texturais em imagens digitais. In: SIMPÓSIO INTERNACIONAL DE AGRICULTURA DE PRECISÃO, 2., 2002, Viçosa. **Anais...** CD-ROM.

BRESSAN, G. M.; KOENIGKAN, L. V.; OLIVEIRA, V. A.; CRUVINEL, P. E.; KARAM, D. Sistema de Classificação Fuzzy para o risco de infestação por plantas daninhas considerando a sua variabilidade espacial. **Planta Daninha**, v. 24, n. 2, p. 229-238, 2006.

BRESSAN, G. M.; KOENIGKAN, L. V.; OLIVEIRA, V. A.; CRUVINEL, P. E.; KARAN D. A classification methodology for the risk of weed infestation using fuzzy logic. **Weed Research**, v. 48, n. 5, p. 470-479, 2008. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1365-3180.2008.00647.x>

BROWN, R. B.; NOBLE, S. D. Site-specific weed management: sensing requirements. What do we need to see? **Weed Science**, v. 53, n. 2, p. 252-258, 2005. <http://dx.doi.org/10.1614/WS-04-068R1>

BURGOS-ARTIZZU, A.; RIBEIRO, M.; GUIJARRO, G. P. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields. X. P. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 75, n. 2, p. 337-346, 2011. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2010.12.011>

COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. **Acompanhamento da Safra Brasileira: Décimo Primeiro Levantamento**, Agosto de 2013. Brasília, 2013. Disponível em: <http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/1308094735_boletim_portugues_agosto_2013_port.pdf>. Acesso em: jul. 2013.

CONNERS, R. W.; HARLOW C. A. Toward a structural textural analyzer based on statistical methods. **Computer-Graphics and Image Processing**, v. 12, n. 3, p. 224-256, 1980. [http://dx.doi.org/10.1016/0146-664X\(80\)90013-1](http://dx.doi.org/10.1016/0146-664X(80)90013-1)

CRUVINEL, P. E.; VIEIRA, S. R.; CRESTANA, S.; MINATEL, E. R.; MUCHERONI, M. L.; TORRE NETO, A. Image processing in automated measurements of raindrop size and distribution. **Computers and Eletronics in Agriculture**, v. 23, n. 3, p. 205-217, 1999. [http://dx.doi.org/10.1016/S0168-1699\(99\)00043-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0168-1699(99)00043-5)

CRUVINEL, P. E.; KARAM, D. Construção de mapas de aplicação em taxa variável de herbicida para cultura do milho (*Zea mays* L.) com base em visão computacional e ocupação de plantas invasoras de folhas largas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO, 2010, Ribeirão Preto. **Anais...**

DAVIS, L. S.; MITICHE A. Edge detection in textures. **Computer Graphics and Image Processing**, v. 12, n. 1, p. 25-39, 1980. [http://dx.doi.org/10.1016/0146-664X\(80\)90002-7](http://dx.doi.org/10.1016/0146-664X(80)90002-7)

FU, K. S. **Syntactic methods in pattern recognition**. New York: Academic Press, 1974.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. Reading: Addison-Wesley, 1992.

GRANITTO, P. M.; VERDES, P. F.; CECCATTO, H. A. Automatic identification of weed seeds. In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE ARGENTINE COMPUTER SCIENCE AND OPERATION RESEARCH SOCIETY, 32., 2003, Buenos Aires. **Proceedings...**

HAQ, M. I.; NAEEM, A. M.; AHMAD, I.; ISLAM, M. Radon transform based real-time weed classifier. In: IMAGING AND VISUALIZATION COMPUTER GRAPHICS, 2007, Bangkok. **Proceedings...** IEEE, 2007. <http://dx.doi.org/10.1109/CGIV.2007.69>

- HARALICK, R. M. Statistical and structural approaches to texture. **Proceedings of IEEE**, v. 67, n. 5, p. 786-804, 1979.
- HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. **Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. SMC-3, n. 6, p. 610-621, 1973.
- HEMMING, J.; RATH, T. Computer-vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting. **Journal Agricultural Engineering Research**, v. 78, n. 3, p. 233-243, 2001. <http://dx.doi.org/10.1006/jaer.2000.0639>
- HU, M. K. Visual pattern recognition by moment invariants. **IRE Transactions on Information Theory**, v. 8, n. 2, p. 179-187, 1962.
- INSTITUTO INTERAMERICANO DE COOPERAÇÃO PARA A AGRICULTURA. **Cadeia produtiva do milho**. Brasília: IICA: MAPA: SPA, 2007. 108 p.
- JULESZ, B. Textons, the elements of texture perception and their Interactions. **Nature**, v. 290, p. 91-97, 1981. <http://dx.doi.org/10.1038/290091a0>
- KARAM, D.; MELHORANÇA, A. L.; OLIVEIRA, M. F. **Plantas daninhas na cultura do Milho**. Sete Lagoas: Embrapa Milho e Sorgo, 2006. (Circular Técnica, 79).
- KARIMI, Y.; PRASHER, S. O.; PATEL, R. M.; KIM, S. H. application of support vector machine technology for weed and nitrogen stress detection in corn. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 51, p. 99-109, 2006. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2005.12.001>
- LAMB, D. W.; BROWN, R. B. Remote sensing and mapping of weeds in crops. **Journal Agricultural Engineering Research**, v. 78, n. 2, p. 117-125, 2000. <http://dx.doi.org/10.1006/jaer.2000.0630>
- LORENZI, H. **Manual de identificação e controle de plantas daninhas: plantio direto e convencional**. 5. ed. Nova Odessa: Plantarum, 2000. 339 p.
- NGAIDO, T. **Quelles politiques pour le développement agricole?** Washington: IFPRI, 2001. Internal Report.
- PÉREZ, A. J.; LÓPEZ, F.; BENLLOCH, J. V.; CHRISTENSEN, S. Color and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 25, p. 197-212, 2000. [http://dx.doi.org/10.1016/S0168-1699\(99\)00068-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0168-1699(99)00068-X)
- ROSENFELD, A. **Digital picture analysis**. Berlin: Springer Verlag, 1976. <http://dx.doi.org/10.1007/3-540-07579-8>
- SANTOS, A. P. O.; CRUVINEL, P. E. Desenvolvimento de um modelo de descritores de imagens para reconhecimento de padrões de plantas invasoras (folhas largas e folhas estreitas). In: ENCONTRO DE MODELAGEM COMPUTACIONAL, 2008, Volta Redonda. **Anais...** CD-ROM.
- SØGAARD, H. T. Weed classification by active shape models. **Biosystems Engineering**, v. 91, n. 3, p. 271-281, 2005. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2005.04.011>
- SØGAARD, H. T.; LUND, I. Application accuracy of a machine vision-controlled robotic micro-dosing System. **Biosystems Engineering**, v. 96, n. 3, p. 315-322, 2007. <http://dx.doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2006.11.009>
- SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image processing, analysis, and machine vision**. 3rd ed. United States of America: Thomson Learning, 1998.
- STEWART, B. L.; TIAN, L. F. Real-time machine vision weed-sensing. In: ASAE ANNUAL INTERNATIONAL MEETING, 1998, Orlando. **Proceedings...** (Paper, 983033).
- TELLAECHE, A.; PAJARES, G.; BURGOS-ARTIZZU, X. P.; RIBEIRO, A. A computer vision approach for weeds identification through support vector machines. **Applied Soft Computing**, v. 11, n. 1, p. 908-915, 2011. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2010.01.011>
- TIAN, L.; REID, J. F.; HUMMEL, J. W. Development of a precision sprayer for site-specific weed management. **Transactions of the ASAE**, v. 42, n. 4, p. 893-900, 1999.
- VIEIRA, R. T. **Análise de micro padrões em imagens digitais baseada em números fuzzy**. São Carlos: Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, 2013.
- WANG, S.; ROSENFELD, A. A relative effectiveness of selected texture primitive. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 11, n. 5, p. 360-370, 1981. <http://dx.doi.org/10.1109/TSMC.1981.4308692>
- YAMADA, T.; SPTIPP, S. R. A. Estratégias de manejo para alta produtividade do milho. **Informações Agrônomicas**, n. 113, p. 1-36, 2006.