

# Determinação da orientação em linhas de cultura: investigando métodos de processamento de imagens para aplicação na agricultura de precisão

Caterine S. de Oliveira, Gustavo D. Ferreira, João P. H. Sansão, Leonardo A. Mozelli e Mário C. da Silva Jr.  
Departamento das Engenharias de Telecomunicações e Mecatrônica  
Universidade Federal de São João Del-Rei  
Campus Alto Paraopeba - Ouro Branco - MG  
Email: mariocupertino@ufsj.edu.br

**Resumo**—Neste trabalho duas metodologias foram investigadas para determinar a orientação das linhas de cultura em uma lavoura de feijão com imagens adquiridas através de um sistema de visão acoplado em um sistema de irrigação do tipo pivô central. As imagens coloridas foram pré-processadas para aumentar o contraste entre plantas e o resto da cena. Devido ao caráter irregular das retas de plantio duas metodologias foram propostas e comparadas. Uma delas consistiu na aplicação direta da transformada de Hough e a outra em uma combinação do algoritmo de Canny, para detecção de bordas, e da transformada de Hough. Os dados foram analisados de forma comparativa e também avaliados com relação a um método de referência. Ambos tiveram bom desempenho com uma superioridade na aplicação da transformada de Hough exclusiva.

**Palavras-Chave**—agricultura de precisão; orientação em imagem; transformada de Hough; algoritmo de Canny; processamento de imagens

**Abstract**—In this paper two methodologies to determine crop lines orientation in a field of beans were investigated based on images acquired from a central pivot irrigation system equipped with a vision system. The colored images were pre-processed to enhance contrast between plants and the background. Due to irregular distribution of the crop lines two methodologies were proposed and then compared. One of them consists on the direct use of the Hough transform and the other is a combination of the Canny algorithm for edge detection with the Hough transform. The data was analyzed in a comparative way and also compared with a reference method. Both methodologies investigated showed a good performance with a superiority for the use of the Hough transform directly.

**Keywords**—precision agriculture; image orientation; Hough transform; Canny algorithm; image processing

## I. INTRODUÇÃO

O Brasil possui cerca de 850 milhões de hectares em seu território, dos quais aproximadamente 388 milhões são de terras cultiváveis. Este fator, somado à elevada disponibilidade de água, agroindústrias e produtores faz do Brasil um dos pioneiros na produção e exportação de produtos agropecuários.

A agricultura de precisão, que segundo [1] é um conjunto de procedimentos e de tecnologias utilizados para

aperfeiçoar o sistema de produção nas lavouras tendo em vista a variabilidade dos fatores que influenciam a produtividade, é uma prática determinante para a manutenção dessa hegemonia, bem como para a preservação ambiental.

Nesse sentido, as técnicas de processamento de imagem e de visão computacional têm contribuído decisivamente em diversos aspectos no setor agroindustrial: inspeção e classificação de frutas e de cereais; detecção automática de frutas para colheita robótica [2]; sistemas de irrigação inteligentes [3]; acompanhamento da germinação ou crescimento dos vegetais [4].

Dentre as diversas aplicações de visão computacional, duas podem ser especialmente mencionadas. Uma delas consiste no guiamento automático de máquinas, uma ambição desde a invenção dos tratores [5]. Outra consiste no mapeamento de ervas daninhas, visando a determinação das chamadas zonas de manejo que aliadas a novos equipamentos, capazes de realizar a aplicação localizada de herbicidas nas regiões de interesse e com dosagens adequadas, possibilita uma economia desses defensivos e consequente redução da agressão ao meio ambiente [6], [7].

Embora sejam aplicações distintas, em ambos os estudos o processamento digital de imagens tem demonstrado um grande potencial de aplicabilidade, sobretudo como subsídio aos sistemas de visão artificial na etapa de identificação das chamadas linhas de cultura. No caso dos tratores autônomos essa etapa é decisiva para torná-lo um robô seguidor de retas. Já no mapeamento de ervas daninhas, nota-se um certo ordenamento das linhas de cultura, sendo importante detectá-las para orientação em imagens retiradas em várias perspectivas da câmera [6] e também na classificação das plantas que crescem entre as retas como daninhas [8].

Tendo em vista a importância e aplicabilidade dessa identificação de linhas de culturas, é proposta nesse trabalho a investigação de duas abordagens para a detecção de retas. O primeiro método utiliza a transformada de Hough [9], [10], que converte o problema de determinar pontos colineares como o problema de determinar retas concorrentes, em uma imagem binarizada. Já o segundo utiliza a combinação da detecção de bordas através do

algoritmo de Canny [11] com transformada de Hough aplicada na imagem das bordas. No caso das imagens de plantio, embora exista uma orientação bem definida, a presença de plantas daninhas entre as linhas de plantio pode dificultar a determinação de sua orientação. Com isso, objetiva-se definir qual das metodologias estudadas possui melhor desempenho em detectar corretamente a orientação angular das possíveis retas em um estudo de caso real.

## II. METODOLOGIA E MATERIAIS

Para o desenvolvimento desse trabalho, foi utilizada uma base de dados composta por 82 imagens obtidas 25 dias após germinação do feijão comum (*Phaseolus Vulgaris*) em uma área de 0,8ha no campus experimental pertencente a Universidade Federal de Viçosa, localizado na cidade de Coimbra em Minas Gerais. O processamento dessas imagens foi realizado por meio da plataforma Eclipse C++, com auxílio da biblioteca Opencv-2.2.0 (Open Source Computer Vision Library) [12] em que foi possível colocar em prática todos os métodos e técnicas implementadas no decorrer deste trabalho. Para tal feito, foram utilizados dois computadores portáteis com sistema operacional Linux.

### A. Montagem Experimental

O sistema de aquisição de imagens é composto por uma camera 1/3" CMOS controlada por um microcomputador via cabo de 10m e placa de aquisição PCMCIA IEEE 1394. O sistema foi montado no pivô central usado para irrigação e as imagens iam sendo obtidas a medida que o mesmo descrevia seu percurso circular ao longo da plantação. A camera obtém imagens coloridas no formato BMP (bitmap), com resolução de 480 x 640 pixels. Na montagem cada imagem cobre uma área de 4,9m x 6,5m da plantação.

Nesse contexto de aproveitamento de um sistema já aplicado no plantio nota-se que, devido a trajetória circular do pivô, as retas de cultivo não tem a mesma angulação. Esse tipo de aquisição pode ser adotado para o problema de mapeamento de ervas daninhas, por exemplo.

### B. Processamento de Imagens

O processamento das imagens, foi dividido em 3 partes. Primeiramente, realizou-se a transformação das imagens coloridas em imagens monocromáticas. A segunda etapa compreendeu o processo de limiarização e eliminação de ruídos. Por fim, a última etapa foi subdividida em duas partes, onde foi feita a identificação das retas, bem como a sua angulação, utilizando dois diferentes métodos. O primeiro método utilizando a transformada de Hough [13], na imagem binarizada e o segundo utilizando a combinação da detecção de bordas, através do algoritmo de Canny [11], com transformada de Hough aplicada na imagem das bordas. A Figura 1 resume as etapas de processamento que são esclarecidas em seguida.

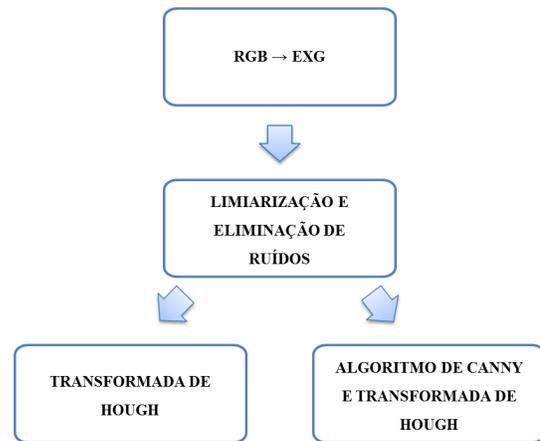


Fig. 1. Etapas do processamento das imagens do banco de dados.

1) *Transformação das imagens de RGB para imagens ExG*: A primeira etapa do processamento, como dito anteriormente, foi a transformação das imagens do espaço RGB para imagens monocromáticas. O objetivo desse processamento foi destacar as plantas em relação ao solo, por meio do aumento do contraste da imagem. Para isso, foi atribuído para cada pixel dessas imagens, um valor definido pelo excesso de verde (ExG) calculado conforme a equação a seguir, proposta por [14]:

$$I = \frac{2G - R - B}{R + G + B} \quad (1)$$

sendo  $R$ ,  $G$ , e  $B$  os valores normalizados de cada pixel das imagens coloridas nas bandas R (vermelho), G (verde) e B (azul). Para efetuar essa transformação, não definida na biblioteca *OpenCV*, foi criada uma função chamada *RGB2ExG* que recebe uma imagem colorida e retorna uma versão monocromática dessa mesma imagem.

2) *Limiarização e eliminação de ruídos das imagens*: Uma vez transformadas para imagens de uma única banda, iniciou-se, então, o processo de binarização dessas imagens, onde, por meio do método de limiarização iterativo proposto por [15], foi possível obter um limiar a partir do histograma de cada uma das imagens. Nesse método adotado, para cada pixel abaixo do valor de limiar é atribuído o valor 0 (cor preta) e para cada pixel acima do valor de limiar é atribuído o valor 255 (cor branca). Com isso, a imagem resultante é uma imagem binária, com duas diferentes classes, branca (que corresponde às plantas, daninhas ou e cultivo) e preta (que corresponde ao fundo da cena, solo, palhada ou pedras). Para efetuar essa transformação, não definida na biblioteca *OpenCV*, foi criada uma função chamada *YangBin* que recebe uma imagem monocromática de profundidade 255 e retorna uma versão binarizada dessa mesma imagem.

A partir das imagens binarizadas foram feitas duas operações morfológicas para a remoção de ruídos das imagens. A primeira operação, denominada *ABERTURA*, é na verdade composta de duas operações sucessivas, a

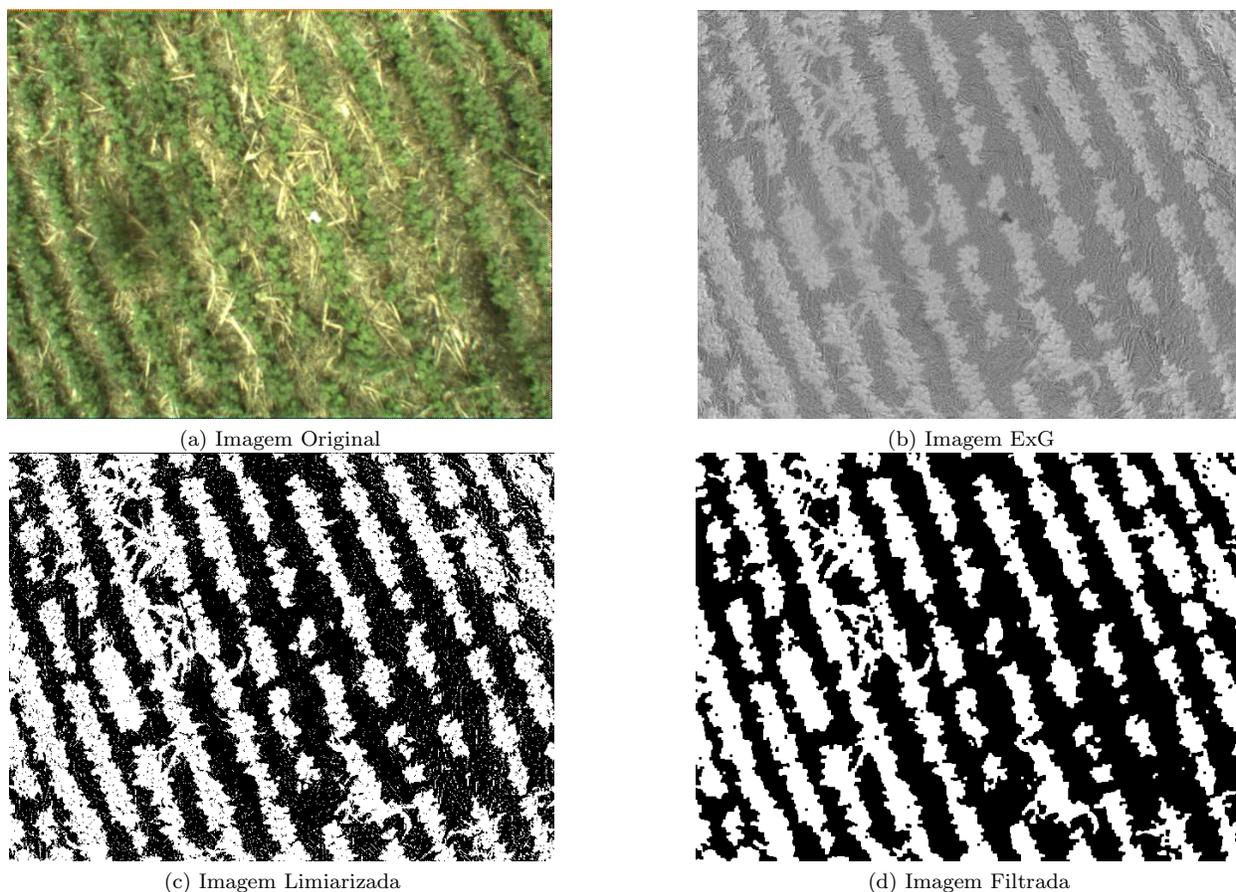


Fig. 2. Amostra do banco de dados e os resultados parciais da etapa de pré-processamento.

erosão e a dilatação sendo, assim, possível eliminar pequenos objetos isolados na imagem. A segunda operação, denominada *FECHAMENTO*, também é uma combinação simultânea da erosão e dilatação, porém, nesse caso, é feito primeiramente a operação de dilatação, seguida da erosão, visando eliminar os espaços isolados da imagem. Essas operações morfológicas quando combinadas, resultam na eliminação de ruídos das imagens [12], preservando características dos objetos. Ambas estavam implementadas na biblioteca *OpenCV*, denominadas *CV\_MOP\_OPEN* e *CV\_MOP\_CLOSE*.

3) *Identificação das angulação das possíveis retas*: Após a realização do pré-processamento das imagens iniciou-se o processo de identificação de retas nas linhas de plantio. Uma amostra dentre todas as imagens utilizadas do banco de dados é apresentada na Figura 2(a), juntamente com a imagem resultante da transformação RGB para ExG Figura 2(b), da binarização Figura 2(c) e da remoção de ruídos Figura 2(d), respectivamente.

A transformada de Hough é um dos métodos mais utilizados para esse objetivo, pois através dela é possível identificar objetos que podem ser parametrizados como as retas, círculos, elipses, entre outros [13]. O princípio desta técnica é a transformação dos pontos que representam objetos (pixels diferente de zero) do plano original x-y da

imagem binária para o plano dos parâmetros  $(\rho, \theta)$ .

Pela equação a seguir:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

cada ponto  $(x, y)$  na imagem binária referente a objeto, gera uma curva senoidal em  $(\rho, \theta)$ . Desta maneira, as curvas de pontos colineares na imagem binária se interceptam em um mesmo ponto em  $(\rho, \theta)$ . Identificando estes valores de  $\rho$  e  $\theta$  e utilizando novamente a equação 2 é possível localizar retas na imagem pelos valores de x e y encontrados.

Sendo assim, a primeira metodologia consiste na aplicação direta da transformada de Hough nas imagens limiarizadas. Foi utilizada a implementação segundo a função *cvHoughLines2* da biblioteca *OpenCV* [12]. Como resultado, acumula-se os valores de  $\rho$  e de  $\theta$  das retas encontradas de forma ordenada. Dessa forma, o primeiro par de valores do acumulador  $(\rho_1, \theta_1)$  representa a reta com maior quantidade de pontos colineares; o próximo par  $(\rho_2, \theta_2)$  da segunda reta com mais pontos;  $(\rho_r, \theta_r)$  da  $r$ -ésima reta e assim por diante. Na Figura 3 é ilustrada a aplicação da metodologia, bem como a reta cuja orientação é dada pelo primeiro valor do ângulo do acumulador, isto é, a reta com ângulo  $\theta_1$ .

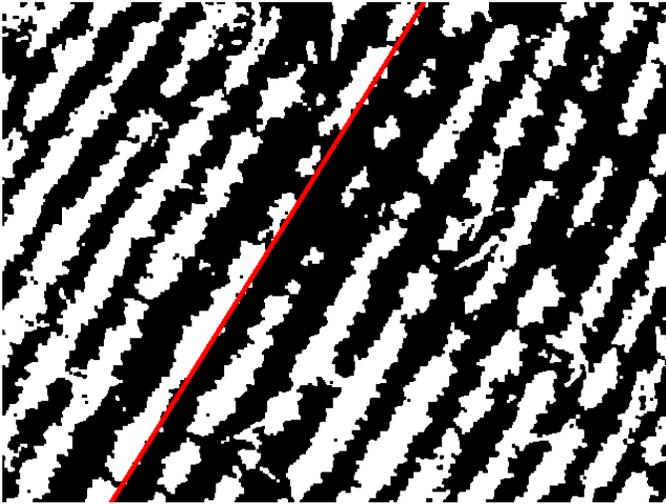


Fig. 3. Exemplo de identificação de reta usando diretamente a transformada de Hough

TABELA I  
PARÂMETROS DE ENTRADA PARA A FUNÇÃO *cvHoughLines2*.

Data	Size
resolução $\rho$	1
resolução $\theta$	0,0349
<i>threshold</i>	80

A função *cvHoughLines2* recebe como parâmetros de entrada, a imagem a ser investigada, o acumulador no qual são salvos os parâmetros  $(\rho, \theta)$  das retas identificadas, o método de transformada de Hough que será utilizado, a precisão tanto do ângulo  $\theta$  como raio  $\rho$  e o valor de *threshold* mínimo para se identificar uma reta. O método de transformada utilizado foi o método padrão, aqui chamado de *CV\_HOUGH\_STANDARD*. Os valores de discretização dos níveis do raio  $\rho$  e do ângulo  $\theta$ , bem como o valor mínimo de limiar para identificação de uma reta foram escolhidos como de forma heurística, mostrados na Tabela I. No caso do *threshold* foi levado em consideração o tempo de processamento que se gastaria na identificação de retas muito pequenas.

Note que apesar das linhas de cultura serem como retas e possuírem uma orientação principal, dada pela etapa de plantio, que podem ser observadas na Figura 2, elas podem se fundir devido ao crescimento de plantas daninhas no espaço entre plantio. Esse aspecto fica mais evidente no canto superior esquerdo das imagens (c) e (d) na Figura 2. Essa possível fusão de retas pode fazer com que a aplicação da transformada de Hough conduza a identificação de angulações divergentes daquela que se espera para as retas de cultura. Com o intuito de mitigar essa possível dificuldade uma segunda metodologia foi proposta.

Nesta segunda metodologia, foi realizada a detecção de bordas, segundo o algoritmo de Canny [11], cuja implementação foi dada pela função *cvCanny* da biblioteca *OpenCV*, descrita em [12]. A expectativa é que

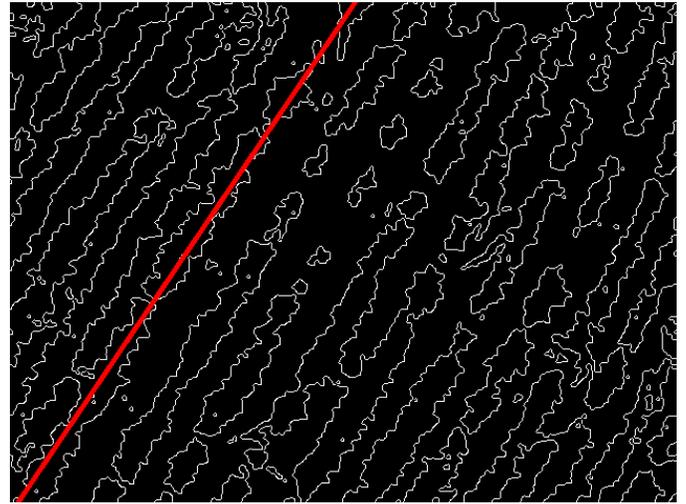


Fig. 4. Exemplo de identificação de reta usando o algoritmo de Canny seguido pela transformada de Hough

trabalhando-se apenas com as bordas ocorra uma redução de pontos entre as retas de cultura. A aplicação, em seguida, da transformada de Hough pode ser capaz de identificar apenas as retas de plantio e evitando a detecção de falsas retas. Na Figura 4 é ilustrada a aplicação desta metodologia bem como a reta cuja orientação é dada pelo primeiro valor do ângulo  $\theta_1$  do acumulador.

### C. Métricas usadas para determinação dos ângulos de orientação

Foi feita uma análise comparativa dos resultados obtidos levando-se em consideração a média dos valores de ângulos das primeiras posições do acumulador, i.e.:

$$\theta_M^r = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \theta_i, \quad (3)$$

sendo  $\theta_i$  o valor de ângulo para a reta na posição  $i$  do acumulador, considerando as  $r$  primeiras posições. Neste trabalho, considerou-se as médias de 1 até 12 posições do acumulador. Para efeito ilustrativo e de espaço serão mostrados os resultados para as médias com 3, 7, e 12 posições do acumulador, respectivamente:  $\theta_M^3$ ,  $\theta_M^7$  e  $\theta_M^{12}$ .

Para validação dos resultados foi determinada de forma manual o ângulo de referência de orientação das retas, denominado  $\theta_r$ . Devido a geometria irregular das retas cultura, veja a Figura 2(a), essa não é uma tarefa trivial. Para isso um conjunto de 10 pontos em uma mesma reta de cultura foram selecionados manualmente na imagem através da função *ginput* do pacote numérico MATLAB. Em seguida, usando uma regressão linear via mínimos quadrados, a reta ótima que acomoda tais pontos era determinada. A partir do coeficiente angular da reta obtém-se o ângulo de referência  $\theta_r$ .

Além disso, o desvio padrão para cada valor médio de ângulo estudado  $\theta_M^r$  também foi usado como figura de mérito.

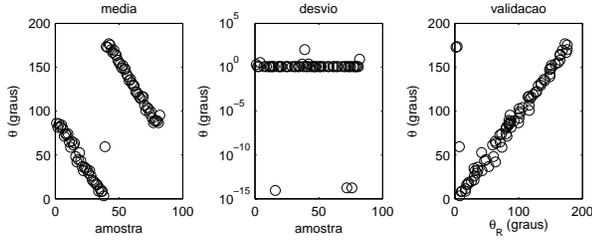


Fig. 5. Resultados obtidos para  $\theta_M^3$  usando apenas Hough.

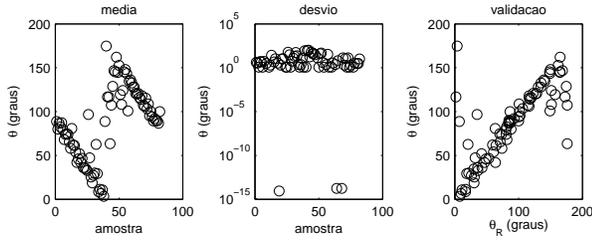


Fig. 6. Resultados obtidos para  $\theta_M^3$  usando Canny e Hough.

### III. RESULTADOS E DISCUSSÃO

No experimento que gerou a base de dados, o pivô central de irrigação fez uma trajetória circular gerando imagens que faziam ângulos crescentes de  $0^\circ$  a  $180^\circ$  com relação as retas de plantio.

Nas Figuras 5 a 10 as imagens nas colunas da esquerda mostram os valores de ângulo médio  $\theta_M^r$ , em graus, para cada amostra do banco de dados. As imagens do centro ilustram o desvio padrão das médias  $\theta_M^r$ . Já nas imagens da direita, cada ponto representa uma amostra do banco de dados, sendo no eixo x o valor de referência para aquela amostra  $\theta_r$  e no eixo y o valor determinado pelo ângulo médio  $\theta_M^r$ .

Ao analisar as imagens da esquerda sem Canny é possível observar que os valores dos ângulos das imagens amostrais vão de  $0^\circ$  a  $180^\circ$  seguindo uma mesma reta. Já no caso com o filtro de Canny nota-se uma maior dispersão, descaracterizando a tendência em reta. Essa tendência de reta indica que foi possível detectar toda a variação do pivô de irrigação de  $0^\circ$  a  $180^\circ$ . Tanto com ou sem Canny nota-se que quanto mais se aumenta  $r$ , ou seja, mais posições do acumulador entram na média de  $\theta$ , o resultado piora.

A percepção de que mais valores para o cálculo da média é pior pode ser confirmada pela análise do desvio padrão. Quando apenas 3 valores são usados, o desvio padrão fica próximo a 1 para a maioria das amostras ao passo que quando 12 valores entram na média ele aumenta bastante, gerando grande dispersão. Para valores de  $r$  iguais a 3 e 7 nota-se uma menor dispersão para a metodologia sem Canny. Quando adota-se  $r$  como 12 não há um vencedor claro.

No caso da comparação com o método de referência a situação ideal seria uma reta tal que  $\theta_M^r = \theta_r$ , ou seja,

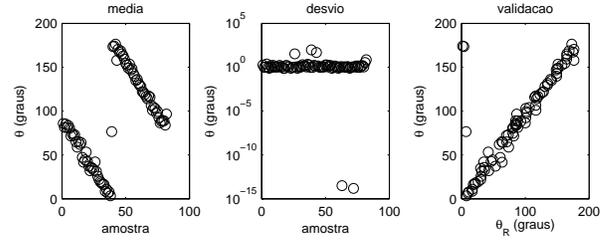


Fig. 7. Resultados obtidos para  $\theta_M^7$  usando apenas Hough.

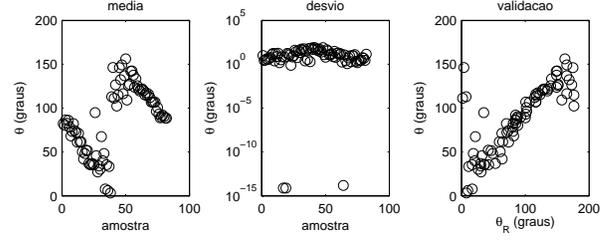


Fig. 8. Resultados obtidos para  $\theta_M^7$  usando Canny e Hough.

com inclinação  $45^\circ$ . Houve um melhor desempenho para a metodologia que emprega apenas a transformada de Hough. Por essa análise nota-se também que o uso de mais valores no acumulador gera maior dispersão no resultado, para ambas as metodologias.

O melhor desempenho da transformada de Hough exclusiva em comparação com a aplicação de Canny e Hough juntos pode ser atribuído ao fato da borda das retas de cultura serem bastante irregulares, gerando retas em direções distintas. Em objetos regulares, como edificações e estruturas metálicas o desempenho de Canny pode ser mais atraente. Essa irregularidade, pode também ser a razão pela qual o uso de dos ângulos de mais retas para compor a média do ângulo de orientação não foi bem sucedida.

Finalmente, nota-se que o problema de estimação não é trivial pois houve certas amostras para as quais ambas as metodologias não conseguiram obter uma estimativa razoável. Note na Figura 5 que mesmo a metodologia que aplica diretamente a transformada de Hough com 3 valores para compor a média determinou valores bastante discrepantes para 3 amostras.

### IV. CONCLUSÕES

Este trabalho analisou o desempenho de duas metodologias para determinação da orientação de retas de cultura. Nota-se que a combinação do algoritmo de Canny e da transformada de Hough não trouxe benefícios com relação a aplicação direta da transformada de Hough.

Além disso, devido a geometria irregular típica do problema o uso de uma quantidade maior de valores para compor o ângulo médio não é necessariamente melhor, pois retas divergentes são incluídas nessa média.

Nesse caso a transformada de Hough sozinha com poucos valores de média é indicada, tanto pelo ponto de

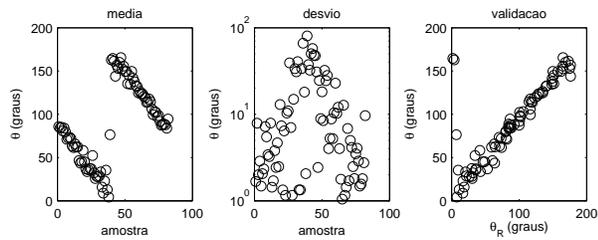


Fig. 9. Resultados obtidos para  $\theta_M^{12}$  usando apenas Hough.

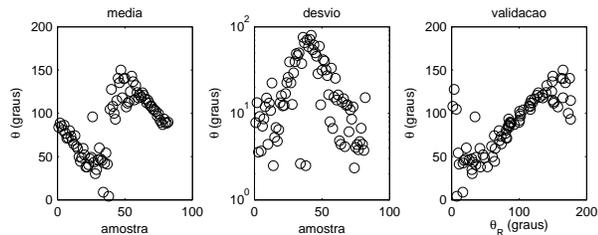


Fig. 10. Resultados obtidos para  $\theta_M^{12}$  usando Canny e Hough.

vista de desempenho quanto de custo computacional. Contudo novos estudos são necessários para determinar uma metodologia totalmente robusta frente a irregularidade e a possibilidade de fusão de algumas retas em uma dada imagem.

#### REFERÊNCIAS

[1] L. S. Shiratsuchi, P. J. Christoffoleti, and J. R. A. Fontes, "Mapeamento da variabilidade espacial das plantas daninhas," EMBRAPA - Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária, Planaltina, DF, Tech. Rep., 2003.

[2] T. Brosnan and D.-W. Sun, "Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems – a review," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 36, pp. 193 – 213, 2002.

[3] W. Yang, X. Wang, A. Wheaton, N. Cooley, and B. Moran, "Automatic optical and ir image fusion for plant water stress analysis," in *Proceedings of 12th International Conference on Information Fusion*, 2009, pp. 1053 – 1059.

[4] T. Kataoka, T. Kaneko, H. Okamoto, and S. Hata, "Crop growth estimation system using machine vision," in *Proceedings of 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, vol. 2, 2003, pp. b1079 – b1083.

[5] J. F. Reid, Q. Zhang, N. Noguchi, and M. Dickson, "Agricultural automatic guidance research in North America," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 25, pp. 155 – 167, 2000.

[6] M. C. Silva Júnior, F. A. C. Pinto, D. M. Queiroz, J. Gómez-Gil, and L. M. Navas-Gracia, "Weed mapping using machine vision system," *Planta Daninha*, vol. 30, no. 1, pp. 217–227, 2012.

[7] A. Tellaèche, X. P. BurgosArtizzu, G. Pajares, A. Ribeiro, and C. Fernández-Quintanilla, "A new vision-based approach to differential spraying in precision agriculture," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 60, no. 2, pp. 144 – 155, 2008.

[8] J. P. H. Sansão, M. C. Silva Júnior, L. A. Mozelli, F. A. C. Pinto, and D. M. Queiroz, "Weed mapping using digital images," in *Proceedings of International Conference on Agricultural Engineering - CIGR 2012*, no. 1931, Valencia, Spain, July 2012.

[9] P. V. C. Hough, "Method and means for recognizing complex patterns," U.S. Patent 3,069,654, Dec. 18, 1962, 1962.

[10] A. Rosenfeld, "Picture processing by computer," *ACM Computer Surveys*, vol. 1, no. 3, pp. 147–176, 1969.

[11] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679 – 698, 1986.

[12] G. Bradski and A. Kaehler, *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*, 1st ed., M. Loukides, Ed. O'Reilly Media Inc., 2008.

[13] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures," *Communications of the ACM*, vol. 15, no. 1, pp. 11–15, 1972.

[14] D. Woebbecke, G. Meyer, K. Von Bargen, and D. Mortensen, "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions," *Transactions of the ASAE-American Society of Agricultural Engineers*, vol. 38, no. 1, pp. 259–270, 1995.

[15] X. Yang, H. Beyenal, G. Harkin, and Z. Lewandowski, "Evaluation of biofilm image thresholding methods," *Water Research*, vol. 35, no. 5, pp. 1149 – 1158, 2001.