

# NAVEGAÇÃO AUTÔNOMA EM AMBIENTES AGRÍCOLAS UTILIZANDO VISÃO ESTÉREO

TRENTINI Vinicius Bergoli  
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)  
inicius\_trentini@hotmail.com

RODRIGUES Victor de Assis;  
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)  
victorassisrd@gmail.com

MARANA Aparecido Nilceu.  
Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” (UNESP)  
nilceu@gmail.com

LÚLIO Luciano Cássio  
Escola de Engenharia de São Carlos Universidade de São Paulo (USP)  
luciano.lulio@gmail.com

TRONCO Mário Luiz  
Escola de Engenharia de São Carlos Universidade de São Paulo (USP)  
mltronco@sc.usp.br

**RESUMO:** A visão estéreo é uma forma eficiente para navegação, pois com a estimativa de profundidade, é possível verificar se um caminho pré determinado pode ser utilizado para chegar ao destino definido, e ainda estimar durante qual profundidade esta mesma estimativa continuará sendo válida. As imagens capturadas por cada câmera são retificadas, de forma que as mesmas fiquem alinhadas horizontalmente, colaborando-se assim com o desempenho dos algoritmos de correspondência, responsáveis pela construção da matriz de disparidades. Com base nessa matriz, é criada a matriz de disparidade “V” para que seja possível mapear a informação de profundidade de cada objeto, os quais podem representar obstruções e anteparos na cena observada.

**PALAVRAS-CHAVE:** Visão estéreo, correspondência estéreo, retificação, disparidade “V”, cenas naturais.

**ABSTRACT:** *The stereo vision is an efficient navigation method because, with the depth estimation, it is possible to check if a predetermined path can be used to reach the designed goal and estimate for how long this path stand as valid, without further new calculations. With the purpose of collaborate with the correspondence method results, responsible for build the disparity matrix, the captured images in each camera are rectified, so both of them can be aligned horizontally. Based on this matrix, the v-disparity matrix is created, so finally it is possible to map the depth of the objects on the scene, which can represent obstructions along the path.*

**KEYWORDS:** *Stereo vision, stereo correspondence, rectification, v-disparity, natural scenes.*

## 1. INTRODUÇÃO

Existem várias técnicas que podem ser aplicadas para a navegação autônoma, desde o posicionamento utilizando-se um sistema de coordenadas, até sensores estereoceptivos. Uma abordagem bastante utilizada, inclusive pelos seres humanos, é a visão estéreo. O uso de visão estéreo possibilita ao observador não apenas a veri-

ificação da possibilidade de navegar por um pequeno caminho definido, como também dá ao observador a noção do quanto pode navegar, já que possibilita uma noção de profundidade da cena observada (KOLESIK, 1995; STIVANELLO et al., 2008).

Portanto, a utilização da visão estéreo pode oferecer a um robô autônomo uma autonomia bastante grande considerando-se a navegação frontal. Por meio de

imagens adquiridas é possível verificar o caminho a ser seguido, e ainda é possível estimar-se uma unidade de medida pela qual esse caminho calculado continuará sendo válido.

Considerando-se então um ambiente agrícola, a visão estéreo possui ainda mais vantagens com relação à visão monocular, pois além da informação da distância a ser percorrida, pode retornar possíveis anteparos ou deformações ao longo do caminho (KONOLIGE et al., 2006), os quais são frequentes em ambientes agrícolas externos (PANDIAN, 2008).

A detecção de obstruções e anteparos em imagens estéreo pode ser feita simplesmente por meio da estimativa da profundidade dos objetos encontrados na cena. Todo objeto encontrado que possuir uma profundidade menor que um limiar pré-determinado, pode ser classificado como sendo uma obstrução ao caminho desejado, e pode iniciar um novo cálculo para o caminho.

Para o mapeamento das profundidades dos objetos da cena, são construídas duas novas imagens: uma contendo a informação de disparidade entre os mesmos objetos observados em cada câmera, chamada mapa de disparidades, e a outra indicando as regiões do mapa de disparidades que representam possíveis anteparos, chamada de mapa de disparidade “V”.

Tendo então em vista um ambiente agrícola externo, e um sistema de navegação autônomo, a navegação funcional pelo ambiente de forma eficiente, e que tenha a capacidade de prever e contornar possíveis obstruções e anteparos ao longo do caminho, são os requisitos que motivaram o trabalho descrito neste artigo.

## 2. METODOLOGIA DE DESENVOLVIMENTO

Para o mapeamento da profundidade dos objetos de uma cena são percorridas várias etapas, as quais vão desde a captura das imagens até a estimativa da profundidade propriamente dita. Todas essas etapas podem ser visualizadas na Figura 1 e serão discutidas nas próximas subseções.

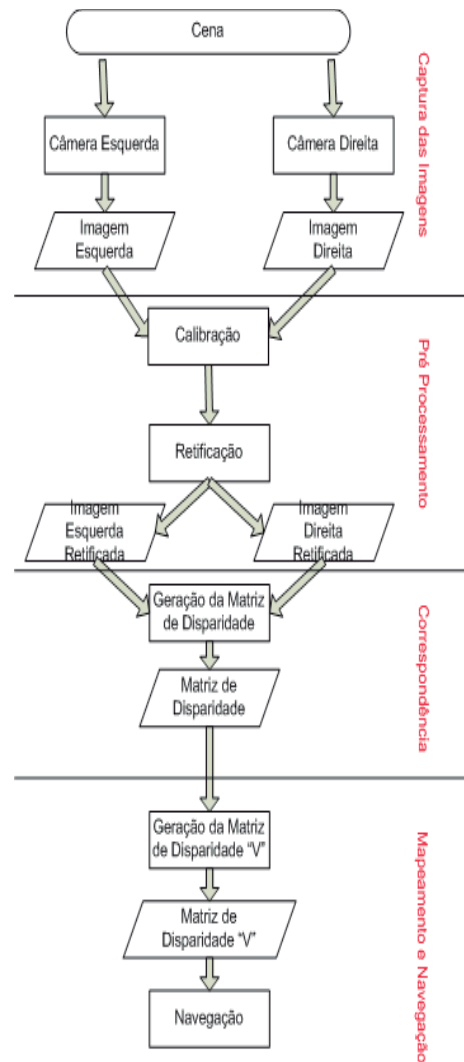


Figura 1 - Fases do sistema de navegação proposto.

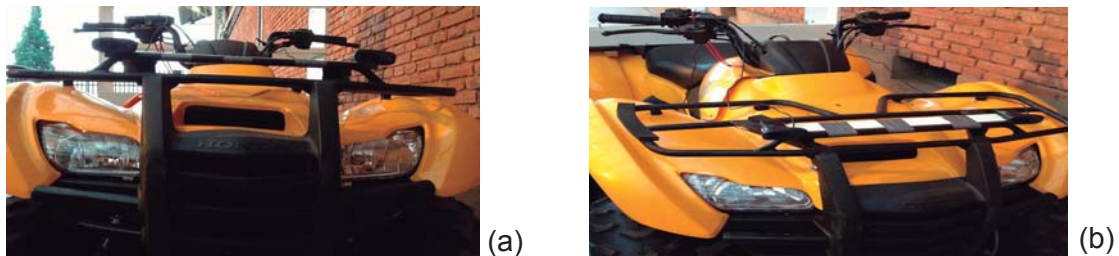
Duas câmeras posicionadas lado a lado adquirem uma imagem de uma mesma cena, gerando assim duas imagens distintas dessa mesma cena, sendo uma imagem sob a perspectiva da câmera direita e outra sob a perspectiva da câmera esquerda. Essas duas imagens são retificadas horizontalmente através de um algoritmo de retificação e então, utilizando as imagens já retificadas, é gerada a matriz de disparidades. É através dessa matriz que é possível aferir-se as profundidades dos objetos da cena (FERNANDES et al., 2010). Com base na matriz de disparidades, é criada a matriz de disparidade “V” a qual mapeia os objetos da cena em função da sua profundidade (LABAYRADE et al., 2002; CARAFFI et al., 2007). Analisando-se então esse mapeamento é possível efetuar a navegação.

É importante citar que existem alguns problemas com relação aos métodos de obtenção da profundidade. Um dos problemas gira em torno da proximidade dos objetos, sendo que, caso um objeto esteja muito próximo, o mesmo será capturado por apenas uma das lentes. Similarmente, caso o objeto esteja muito distante, a distância entre as duas imagens será muito pequena e portanto, a disparidade entre as duas imagens será nula. Além disso, um sistema estéreo sofre com os mesmos problemas encontrados em um sistema monocular, tal como a iluminação (MENDES; WOLF, 2012).

## 2.1. CAPTURA DAS IMAGENS

O ambiente selecionado como estudo de caso para implementação do trabalho são as linhas de plantio de uma cultura de laranjas (pomares com distância de 6m a 7m entre as linhas de plantio). A captura das imagens é feita utilizando-se simultaneamente duas câmeras acopladas na parte frontal de um quadriciclo. A configuração do veículo pode ser observada na Figura 2.

Neste procedimento, a modelagem cinemática das coordenadas do veículo, como das câmeras, são ignoradas, uma vez que a relação entre a captura de imagens



**Figura 2** - (a) Configuração do veículo; (b) Configuração das câmeras utilizadas na captura de imagens.

com a correspondência geométrica é atribuída somente às características da resolução espacial e cromática das câmeras usadas (USB RGB 1280 x 720 *pixels*).

À medida que o veículo navega pelo ambiente, são capturadas imagens da visão frontal do veículo, as quais são utilizadas para a construção da matriz de disparidade e, portanto, para o mapeamento da profundidade dos objetos observados na cena.

## 2.2. PRÉ-PROCESSAMENTO

As imagens utilizadas pelos computadores são capturadas por outros dispositivos, como câmeras fotográficas, e portanto estão passíveis a erros na captura e posterior representação digital (TRENTINI et al., 2010).

Tendo em vista o maior desempenho possível nas fases de processamento de imagens, uma fase de pré-processamento deve ser realizada antes do início da correspondência. Essa fase é responsável

por efetuar correções de distorções geométricas as quais foram geradas no momento da captura e também efetuar a eliminação de ruídos (GYAOUROVA et al., 2003; TRENTINI et al., 2010).

A fase de pré-processamento da imagem pode ser considerada como uma fase preparatória para o processo de correspondência e construção do mapa de disparidades. Dessa forma, logo após a captura da imagem de entrada (a qual trata-se de um quadro de vídeo), são realizados alguns tratamentos com o objetivo de deixá-la passiva de ser processada pelas fases seguintes.

Primeiramente, é feita a conversão da imagem do sistema de cores RGB para escala de cinza. Esse processo é necessário pois os algoritmos de correspondência estéreo assumem uma imagem nessa condição. Em seguida, o modelo da câmera utilizada é submetida a um processo de calibração de forma que seja possível calcular as matrizes de conversão entre cada

câmera, tornando então possível o relacionamento entre os objetos das imagens das câmeras (BRADSKI; KAEHLER, 2008). O processo de calibração é realizado da seguinte forma:

- Um objeto ou forma presente na imagem esquerda é tomado como amostra e sua posição (x,y) é salva. No caso deste trabalho, são utilizadas as intersecções das linhas e colunas de um tabuleiro de xadrez;
- A imagem direita é então varrida com o objetivo de encontrar-se a forma pré-determinada, ou seja, procura-se mapear na imagem direita as intersecções do tabuleiro de xadrez, encontradas e mapeadas na imagem esquerda. Caso não seja encontrada, retorna-se ao passo 1 para a seleção de uma nova forma;
- Utilizando-se geometria epipolar, conceito característico de imagens estéreo, as equações que permitem relacionar pontos de

um sistema de visão estéreo, e as coordenadas encontradas no passo anterior, são construídas então as matrizes de rotação e translação, utilizadas para relacionar os pontos de cada imagem (BRADSKI; KAEHLER, 2008).

Logo após a conversão e o processo de calibração, é aplicado um algoritmo de retificação, que tem por objetivo garantir que ambas as imagens estejam alinhadas horizontalmente. Esse processo auxilia no desempenho dos algoritmos de correspondência.

Através da retificação das imagens, e utilizando as matrizes construídas na fase de calibração para efetuar um remapeamento dos pontos, é possível então efetuar a retificação das imagens. Dessa forma, mesmo que haja algum deslocamento horizontal ou vertical, é possível relacionar e encontrar em uma imagem os pontos correspondentes da outra. Na Figura 3 é possível verificar a imagem direita e esquerda original, e então as duas imagens retificadas.



**Figura 3** - (a) Imagens originais correspondentes direita e esquerda e (b) Imagens após retificação.

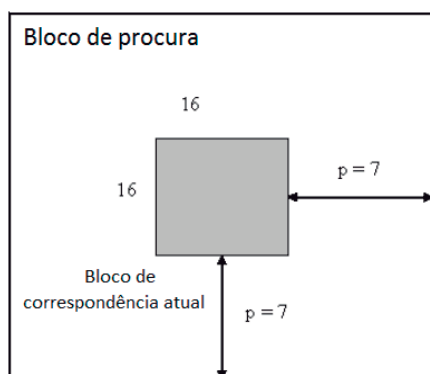
### 2.3. CORRESPONDÊNCIA

Como o mapeamento da profundidade dos objetos da cena deve possuir um baixo tempo de resposta, de forma que pos-

sibilite a detecção de possíveis anteparos, o algoritmo de correspondência utilizado possui um tempo de resposta compatível com a aplicação, no caso é utilizado um algoritmo de correspondência de blocos.

Conforme o próprio nome sugere, os algoritmos de correspondência de blocos tentam relacionar um bloco de uma determinada imagem com o respectivo bloco na outra imagem. A correspondência de cada bloco da imagem resulta na matriz de disparidade das imagens (BARJATYA, 2004).

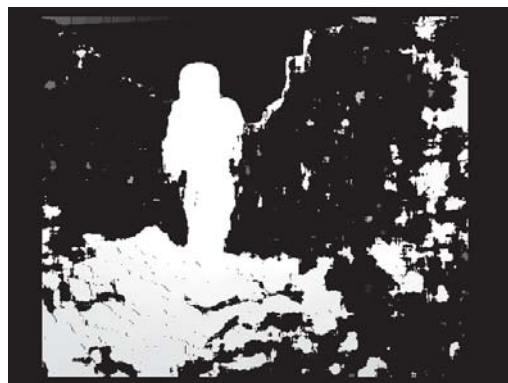
De uma forma geral, os blocos são constituídos de partes quadradas e não sobrepostas das imagens. Cada bloco de uma das imagens tomada como referência é então correspondido com um bloco na outra imagem, movendo-se o bloco atual em torno de uma vizinhança pré determinada na outra imagem. A cada mudança, é computada a soma das distâncias entre os valores de cinza dos dois blocos. A mudança que gerar a menor distância total é considerada como sendo a melhor correspondência (GYAOUROVA et al., 2003). Um exemplo de bloco bastante utilizado pode ser observado na Figura 4.



**Figura 4** - Bloco de correspondência com tamanho 16 pixels e área de busca igual a 7 pixels. Adaptado de (BARJATYA, 2004).

No caso específico desse trabalho, foi utilizado um bloco de tamanho igual a 32x32 pixels e com uma área de busca igual a 5 pixels, parâmetros obtidos de forma empírica. Na Figura 5 é possível visualizar o mapa de disparidade construído com a correspondência entre as imagens da Figura 3.

Em um caso ideal, dois blocos correspondem-se de forma perfeita, retornando assim uma soma igual a zero. Devido a vários fatores, tais como variação na iluminação, movimento dos objetos da cena e até mesmo ruídos, essa situação raramente ocorre. Isso é ainda mais agravado



**Figura 5** - Mapa de disparidades resultante das imagens apresentadas na Figura 3.

considerando-se um ambiente agrícola externo, sujeito a inúmeras interferências do ambiente.

Apesar dos problemas de correspondência *pixel a pixel*, o algoritmo de correspondência de blocos possui baixo custo computacional, e é recomendado para o cálculo da disparidade em tempo real.

#### 2.4. MAPEAMENTO DE OBSTÁCULOS

O mapa de disparidade "V" é uma transformação do mapa computado pelo algoritmo de correspondência que resume o número de pixels com certo valor de disparidade para uma linha. Ao final é construída uma imagem com o mesmo número de linhas da original e com o número de colunas igual à intensidade do mapa de disparidades original (LIMA; PEREIRA, 2010). Na Figura 6 é possível visualizar o mapa de disparidade "V" construído a partir do mapa de disparidades da Figura 5.

Analisando-se um mapa de disparidades, as regiões possíveis de serem traçáveis são representadas por planos que possuem pequenas variações no valor de disparidade até o horizonte e o mesmo valor para uma mesma linha. Analogamente, os obstáculos possuem o mesmo valor de disparidade para uma determinada coluna e variações ao longo da linha (LABAYRADE et al., 2002; SOQUET et al., 2007; CARAFFI et al., 2007). Aplicando-se essa análise ao mapa de disparidade "V", pode-se observar que os obstáculos são representados por retas de inclinação próxima a 90° e as



**Figura 6** - Mapa de disparidade "V" construído a partir da matriz da Figura 5.

regiões trafegáveis por retas de inclinação superior a 90°. Utilizando-se então esse conceito, o a detecção de obstáculos fica resumida à detecção de retas no mapa de disparidade "V".

## 2.5. NAVEGAÇÃO

Mapeando-se as retas que representam obstáculos no mapa de disparidade "V" na cena original, é possível classificar cada pixel da imagem em termos da possibilidade de navegação. Dessa forma, é possível identificar as regiões que são navegáveis em termos da disparidade calculada. O algoritmo de navegação utiliza a imagem marcada e sugere um caminho livre ou com obstruções com a maior profundidade.

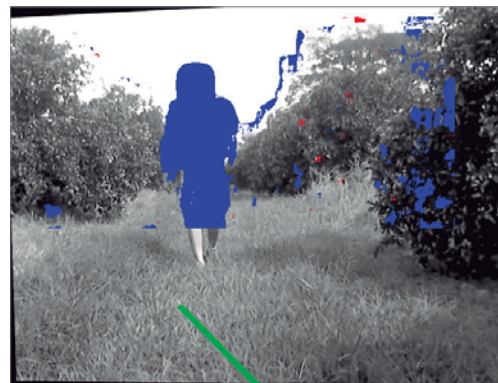
Observando o valor da disparidade das regiões mapeadas por meio da matriz de disparidade "V", os objetos da imagem utilizada para navegação são marcados de tal forma que:

- Objetos marcados em azul representam obstruções distantes;
- Objetos marcados em vermelho representam obstruções muito

próximas;

- Região não marcada representa área navegável.

Dessa forma, o algoritmo de navegação irá sempre sugerir uma direção que prioritariamente irá evitar regiões marcadas em vermelho, em seguida irá sugerir as regiões que tiverem a menor marcação em azul. Uma indicação da direção a ser tomada será então indicada em verde. Na Figura 7 é possível visualizar o mapeamento da profundidade dos objetos observados na Figura 5 juntamente com a sugestão de direção de navegação.



**Figura 7** - Mapeamento dos objetos da cena em termos de profundidade e sugestão de direção dada pelo algoritmo de navegação.

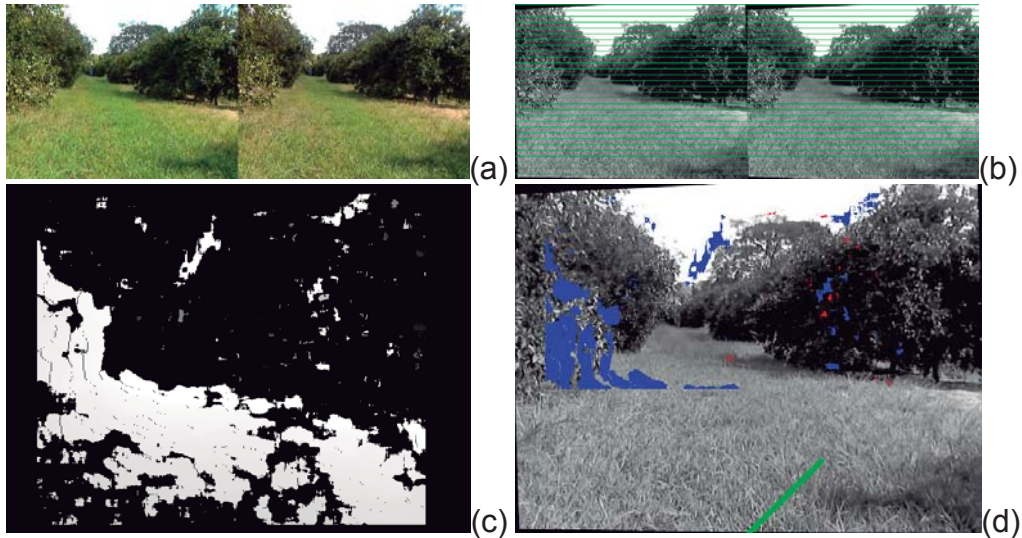
## 3. RESULTADOS

Aplicando-se as técnicas descritas nesse artigo, foi possível classificar as regiões de uma imagem que são passíveis de navegação e então um algoritmo de navegação foi implementado para validar as técnicas aplicadas. O objetivo do algoritmo de navegação é o de sugerir uma direção com a maior profundidade possível. Nas Figuras 8, 9 e 10 pode-se verificar amostras de imagens em todos os estágios de processamento.

Na Figura 8 observa-se o ambiente tradicional de navegação: a região entre as linhas de plantio, com pomares à esquerda e à direita e o caminho livre para navegação à frente. Conforme ilustrado na Figura 8(a), os obstáculos estão relativamente distantes do veículo, de forma que a única possível

restrição de navegação é a região mais à esquerda da imagem pois apresenta os obstáculos mais próximos. Na Figura 8(d) verifica-se que o algoritmo consegue detectar essa região mais próxima e então sugere

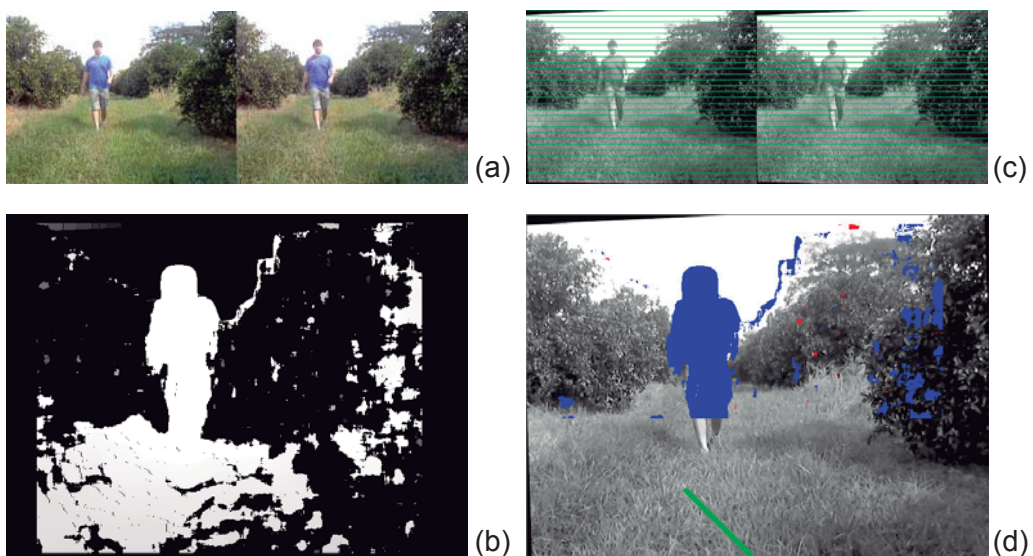
re a que a navegação seja feita mais para a direita da imagem. Esse resultado pode ser validado verificando-se a Figura 8(c), em que o mapa de disparidades resultante não apresenta obstáculos na região indicada.



**Figura 8** - (a) Imagens originais; (b) Imagens retificadas; (c) Mapa de disparidades; (d) Mapeamento dos obstáculos e sugestão de direção de navegação.

Na Figura 9 há, além dos pomares à esquerda e à direita como obstáculos, um obstáculo na região central da imagem. Conforme pode ser verificado na Figura 9(a), não é possível desenvolver a navegação em linha reta ou à direita, pois apresen-

ta obstáculos muito próximos. À esquerda, apesar de também existir obstáculos, os mesmos estão mais distantes do que os demais. Na Figura 9(d), verifica-se que o algoritmo sugere essa região com maior probabilidade de navegação, decisão que pode

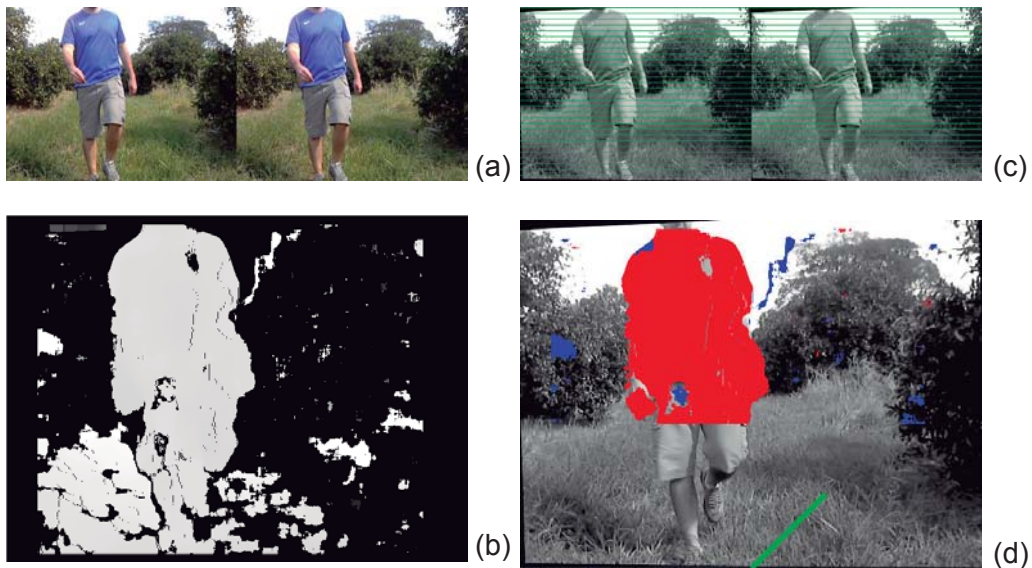


**Figura 9** - (a) Imagens originais; (b) Imagens retificadas; (c) Mapa de disparidades; (d) Mapeamento dos obstáculos e sugestão de direção de navegação.

ser confirmada verificando que no mapa de disparidades essa região está realmente livre de obstruções.

Na Figura 10 visualiza-se uma situação em que há um obstáculo muito próximo do veículo. Conforme mostrado na Figura 10(d), o algoritmo sugere uma direção em que esse obstáculo muito próximo é evi-

tado. A sugestão de navegação indica uma direção que é a melhor decisão no momento porque esse obstáculo está mais distante. Além disso, essa decisão está coerente com o mapa de disparidade pois, conforme visto na Figura 10(c), não foi detectada obstrução nesse ponto.

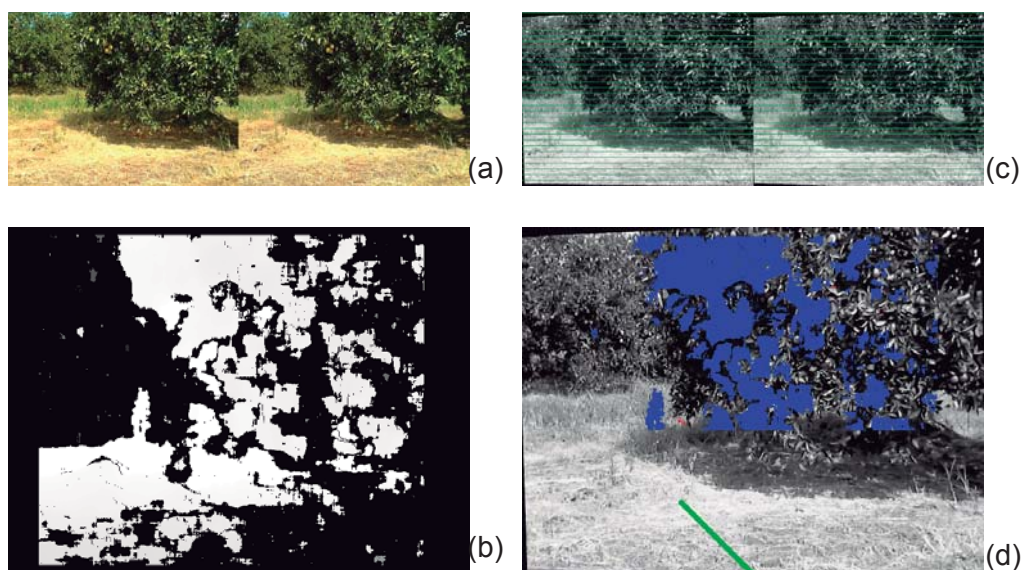


**Figura 10** - (a) Imagens originais; (b) Imagens retificadas; (c) Mapa de disparidades; (d) Mapeamento dos obstáculos e sugestão de direção de navegação.

As situações das Figuras 8, 9 e 10, apesar de ilustrarem o mesmo estilo de ambiente de navegação podem confirmar o comportamento do algoritmo de acordo com os obstáculos encontrados e não apenas com o ambiente de navegação. Em uma primeira instância, a Figura 8 e a Figura 9, sugerem a região considerada completamente livre de obstáculos para navegação, pois foi encontrada uma região com essa propriedade. Já na Figura 10, verifica-se que o algoritmo penaliza essa decisão, sugerindo um caminho em que, apesar de ser possível de navegar no momento, não será uma boa decisão mais a frente. No entanto, é feita essa decisão para fugir de um obstáculo muito mais próximo encontrado a frente.

Na Figura 11 ocorre a situação em que grande parte do caminho a ser percorrido apresenta-se obstruído, restando apenas uma única opção para navegação. Conforme pode ser verificado na Figura 11(d), o algoritmo sugere esse caminho válido para navegação. Além disso, observando-se ainda na Figura 11(c) o mapa de disparidades construído, pode-se verificar que a sugestão de navegação está coerente com esse mapa, pois a sugestão de navegação indica exatamente a região em que nenhum obstáculo foi detectado.





**Figura 11** - (a) Imagens originais; (b) Imagens retificadas; (c) Mapa de disparidades; (d) Mapeamento dos obstáculos e sugestão de direção de navegação.

#### 4. CONCLUSÃO

As imagens obtidas em um ambiente agrícola e externo sofrem inúmeras interferências tais como com relação à iluminação e efeito de condensação das lentes das câmeras. Além disso, como as imagens são obtidas com o veículo em movimento, as mesmas podem apresentar distorções geométricas entre si (rotação, translação) que precisam ser corrigidas antes do processamento do mapa de disparidades por meio do processo de retificação. Todas essas etapas podem acumular erros durante suas execuções, os quais podem prejudicar o desempenho do processo de construção do mapa de disparidades e da navegação final.

Observando-se os resultados apresentados, pode-se verificar que é possível traçar uma direção de navegação baseando-se apenas no mapeamento da profundidade dos objetos da cena. O algoritmo toma como princípio que as regiões livres ou que houverem os obstáculos mais distantes são regiões possíveis de serem navegadas e sugerem essa direção como rota encontrada. Verifica-se também que a retificação das imagens originais ocorre de forma satisfatória, pois as linhas horizon-

tais dos pares de imagens apresentam-se alinhadas. Com esse resultado, é possível concluir que o processo de retificação está sendo concluído com uma baixa taxa de erros e, ainda mais importante, que o processo de calibração das câmeras ocorreu com sucesso. Além disso, o algoritmo de navegação toma as decisões de forma coerente com os mapas de disparidades apresentados, o que sugere que a detecção dos obstáculos também está ocorrendo de forma satisfatória.

O veículo utilizado nos experimentos descritos foi conduzido por um operador humano, com o objetivo de captar-se imagens para a execução de testes. Em trabalhos futuros pretende-se implementar o sistema desenvolvido em uma plataforma de robô móvel agrícola AINDA em desenvolvimento.

#### 5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BARJATYA, A. **Block Matching Algorithms For Motion Estimation**, 2004. Utah State University.
- BRADSKI, G.; KAEHLER, A. **Learning OpenCV: Computer Vision with OpenCV Library**. Sebastopol - CA: O'Reilly Media, Inc., 2008.
- CARAFFI, C.; CATTANI, S.; GRISLERI, P. Off-Road

Path and Obstacle Detection Using Decision Networks and Stereo Vision. **IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems**, v. 8, n. 4, p. 607–618, 2007. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4382936>>. .

FERNANDES, H.; COSTA, P.; FILIPE, V.; HADJILEONTIADIS, L.; BARROSO, J. STEREO VISION IN BLIND NAVIGATION ASSISTANCE. ,2010. Vila Real; Porto; Leiria; Thessaloniki.

GYAOUROVA, A.; KAMATH, C.; CHEUNG, S.-C. **Block Matching for Object Tracking**, 2003. University of California.

KOLESNIK, M. Vision and Navigation of Marsokhod Rover. **Space Research Institute**, 1995. Moscow - Russia.

KONOLIGE, K.; AGRAWAL, M.; BOLLES, R. C.; et al. Outdoor Mapping and Navigation using Stereo Vision. **Proceedings International Symposium on Experimental Robotics (ISER)**, 2006. Rio de Janeiro.

LABAYRADE, R.; AUBERT, D.; TAREL, J.-P. Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through “v-disparity” representation. **Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE**, v. 2, p. 646–651, 2002. Ieee. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=1188024>>. .

LIMA, D. A. DE; PEREIRA, G. A. S. Um Sistema de Visão Estéreo Para Navegação de um Carro Autônomo em Ambientes com Obstáculos. **XVIII Congresso Brasileiro de Automática**, 2010. Bonito - MS.

MENDES, C. C. T.; WOLF, D. F. **Navegação de robôs móveis utilizando visão estéreo**, 2012. Universidade de São Paulo.

PANDIAN, A. Robot navigation using stereo vision and polarization imaging. ,2008.

SOQUET, N.; AUBERT, D.; HAUTIERE, N. Road Segmentation Supervised by an Extended V-Disparity Algorithm for Autonomous Navigation. **2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium**, p. 160–165, 2007. Ieee. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4290108>>. .

STIVANELLO, M. E.; LEAL, E. S.; PALLUAT, N.; STEMMER, M. R. **Correspondência densa para sistemas de visão estereoscópica para robótica móvel**, 2008. Universidade Federal de Santa Catarina.

TRENTINI, V. B.; GODOY, L. A. T.; MARANA, A. N. Reconhecimento Automático de Placas de Veículos. **VI Workshop de Visão Computacional**, 2010. Presidente Prudente.

**Vinicius Bergoli Trentini:** aluno de mestrado pelo Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, UNESP, campus de são José do Rio Preto;

**Victor de Assis Rodrigues:** aluno de mestrado pelo Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, UNESP, campus de são José do Rio Preto;

**Aparecido Nilceu Marana:** Livre docente na Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, UNESP.

**Luciano Cássio Lúlio:** aluno de doutorado em Engenharia Mecânica - EESC/USP. Universidade de São Paulo, USP.

**Mário Luiz Tronco:** Doutorado em Engenharia Mecânica pela Universidade de São Paulo, USP.