

Desvio de Obstáculos Utilizando um Método Estéreo Semi-global

Caio César Teodoro Mendes¹, Denis Fernando Wolf¹

¹ Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação
Universidade de São Paulo (USP) – São Carlos, SP – Brasil

{caiom, denis}@icmc.usp.br

Abstract. *This paper presents an obstacle avoidance system using a stereo camera as its primary sensor and a modified version of the VFH algorithm. In order to get a high accuracy disparity map and yet meet the real-time needs of the navigation system this work relies on a semi-global stereo method. We show the usability and advantages of the method by realizing experiments using our platform (an electric vehicle). The results show a navigation where the vehicle maintain a safe distance from the obstacles while moving.*

Resumo. *Este artigo apresenta um sistema de desvio de obstáculos utilizando uma câmera estereo como sensor primário e uma versão modificada do algoritmo VFH. Para garantir a precisão do mapa de disparidades e atender as restrições de desempenho este trabalho faz uso de um método estereo semi-global. Nós mostramos a usabilidade e vantagens do método utilizado através de experimentos utilizando nossa plataforma (um veículo elétrico). Como resultado apresentamos uma navegação onde o veículo mantém uma distância segura dos obstáculos enquanto se movimenta.*

1. Introdução

A robótica móvel é uma área relativamente nova de pesquisa que lida com o controle de veículos autônomos ou semi-autônomos. Sendo a mobilidade o que distingue a robótica móvel da robótica industrial convencional, seu principal foco de estudo é a navegação.

Grande parte da pesquisa realizada nesta área leva em consideração apenas ambientes estruturados e internos onde o problema da navegação pode ser simplificado de várias formas. A navegação em ambientes externos consiste em um problema mais complexo por contar com poucos ou nenhum padrão estrutural. A irregularidade do terreno e a dinâmica do ambiente são alguns dos fatores que dificultam a navegação de um robô, além de tornar a leitura dos sensores imprecisa. Uma aplicação direta dessa tecnologia é o desenvolvimento de um veículo autônomo inteligente. Este tipo de trabalho contribui com uma nova tecnologia que poderá auxiliar na redução do número de acidentes no trânsito, na diminuição de engarrafamentos nas grandes cidades e na melhoria da mobilidade de deficientes físicos e idosos.

Um exemplo dos recursos humanos e tecnológicos empregados na área é a competição *DARPA Grand Challenge* realizado pela *Defense Advanced Research Projects Agency* (DARPA). Em 2005 o prêmio oferecido pelo projeto foi de 2 milhões de dólares para o veículo que conseguisse atravessar 212 km de terreno acidentado [DARPA 2005].

Em 2007 foi realizado pela DARPA o *Urban Challenge* com o mesmo prêmio, onde o desafio foi o de navegar 96 km em área urbana autonomamente [DARPA 2007].

Lasers, sonares e câmeras são alguns dos sensores mais comumente utilizados nessa tarefa. Os lasers são os principais sensores na maioria dos robôs porque eles provêm informações de profundidade confiáveis e de alta qualidade. Câmeras também são amplamente utilizadas, mas em quase todos os sistemas de navegação práticos o laser é o sensor principal [Thrun et al. 2006]. Motivos para isso são a grande quantidade de ruído presente nas imagens e sua dependência em relação a questões tal como iluminação. Apesar disso, com o preço de um laser comum é possível comprar diversas câmeras, uma câmera estéreo pode prover informações de profundidade para duas dimensões além das imagens associadas, enquanto que o laser comum nesse tipo de aplicação fornece apenas informações de profundidade em um eixo. O principal desafio na utilização de uma câmera estéreo esta em como estimar a profundidade da cena com precisão.

Este trabalho utiliza uma câmera estéreo como sensor principal. Uma câmera estéreo assemelha-se ao olho humano, possuindo duas lentes deslocadas horizontalmente. A grande utilidade de múltiplas lentes em posições diferentes é a possibilidade de relacionar as imagens geradas e assim obter informações sobre a profundidade da cena. Tais informações irão guiar a navegação do veículo servindo de base para detecção de obstáculos.

Existem diversos métodos para se extrair informações de profundidade a partir de uma câmera estéreo (métodos estéreos) e seus resultados variam quanto a qualidade e custo computacional envolvido. Uma avaliação envolvendo vários desses métodos é apresentada em [Scharstein and Szeliski 2002]. A grande maioria dos sistemas de navegação com câmera estéreo utilizam métodos estéreos de correspondência locais providos pela própria empresa que comercializa a câmera [Murarka and Kuipers 2009] [Erkan et al. 2007] [Sermanet et al. 2008], sem uma avaliação de outros métodos e trabalhando com código fechado.

Por conta das limitações de métodos locais este trabalho tem como objetivo utilizar e avaliar um método estéreo semi-global de código aberto para fins de navegação e utiliza-lo juntamente com uma versão modificada do algoritmo de desvio de obstáculos *vector field histogram* (VFH) [Borenstein and Koren 1991].

2. Trabalhos relacionados

Vários trabalhos utilizam uma câmera estéreo para detecção de obstáculos e caminhos navegáveis, sua utilização está intimamente ligada com o método estéreo utilizado, podendo este, computar um mapa de disparidades esparso ou denso e com maior ou menor precisão. De fato, por conta de seu alto custo computacional, apenas por volta do ano 1997 métodos estéreos densos começaram a ser utilizados em navegação robótica e ainda assim limitados a uma velocidade de 2 Hz e a uma resolução de 128 x 120 [Murray and Jennings 1997]. Hoje a grande maioria dos trabalhos envolvendo câmera estéreo utiliza o mesmo método estéreo utilizado em [Murray and Jennings 1997]: o método chamado *block-matching*. Algumas das razões para isso são sua simplicidade e relativo baixo custo computacional.

Grande parte das técnicas de detecção de obstáculos se baseiam na procura de descontinuidades e elevações no mapa de disparidades [Rankin et al. 2005], além disso é

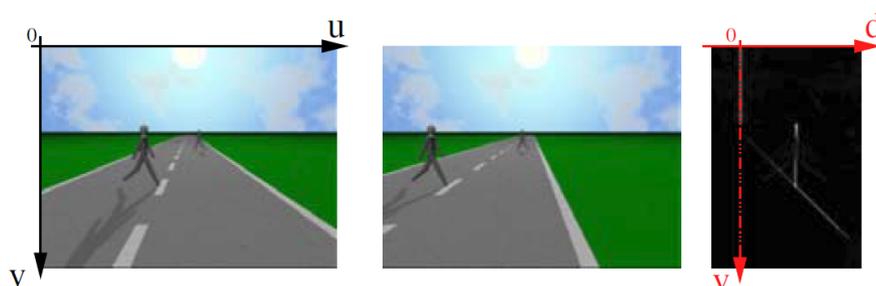


Figura 1. Par de imagens estéreo e o respectivo mapa de disparidades em "V"[Broggi et al. 2005].

comum a utilização das intensidades naturalmente associadas às informações de profundidade. Alguns trabalhos tem como a primeira tarefa a estimação do plano em que o veículo esta situado dentro do mapa de disparidades, para isso a técnica de gerar um mapa de disparidade em "V" é amplamente utilizada [Labayrade et al. 2002] [Broggi et al. 2005] [Caraffi et al. 2007]. A criação deste mapa é feita transformando o mapa de disparidade original de forma com que as colunas representem os valores de disparidade em ordem crescente, as linhas sejam mantidas na mesma ordem e a intensidade pode ser ajustada para representar a quantidade de disparidades iguais. Visualizando a Figura 1 é notável a facilidade com que o plano principal pode ser estimado após esta transformação e com a utilização de heurísticas também é possível estimar a localização de obstáculos, como foi realizado no trabalho [Lima and G.A.S. 2010].

Outros trabalhos [Konolige et al. 2008] [Happold and Ollis 2006] utilizaram o paradigma *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) [Fischler and Bolles 1981] para estimar os parâmetros do plano geométrico em que o veículo se situa, com isso é possível calcular a distância de qualquer ponto do mapa de disparidades em relação ao plano e então os pontos que não fizerem parte do plano (dado um limiar) são considerados obstáculos.

[Murarka et al. 2008] utilizou um método estéreo global baseado em segmentação por cores e enquadramento de planos para gerar o mapa de disparidades. Em conjunto com um método baseado em movimento para detecção de quedas, o trabalho construiu um mapa bidimensional discreto onde cada célula poderia possuir os seguintes valores: chão, acima do chão, abaixo do chão, borda da queda e indefinido. Apesar de ter obtido uma boa precisão em se tratando de câmera estéreo, apenas o cálculo do mapa de disparidades demorava 4.5 segundos, limitando assim suas aplicações. O trabalho também não realizou navegação, utilizando a plataforma experimental apenas para obtenção dos dados.

3. Método

O método utilizado consiste em: uma câmera estéreo que fornece um par de imagens (informações do ambiente), estas são processadas pelo método estéreo semi-global para se obter o mapa de disparidades. O paradigma RANSAC é então aplicado ao mapa de disparidades para obtenção do plano onde se situa a plataforma veicular, com isso é possível gerar o mapa de navegabilidade e utiliza-lo como entrada para o algoritmo de desvio de obstáculos. O algoritmo então fornece os comandos de esterçamento e aceleração do veículo. Cada uma destas etapas será explicada em detalhes nas seções seguintes, a Figura 2 ilustra o método utilizado.

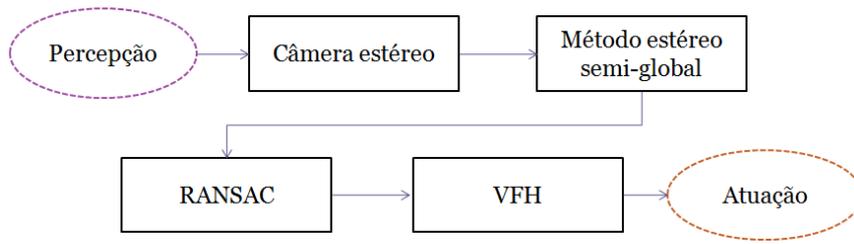


Figura 2. Diagrama de blocos do método utilizado.

3.1. Visão Estéreo e Métodos Estéreo

Uma câmera estéreo possui duas lentes horizontalmente deslocadas capturando, deste modo, duas imagens similares. Este par de imagens possui um pequeno deslocamento entre posições relativas de partes locais dependendo da distância que estes componentes locais estão da câmera. Ao estimar a diferença da posição de um ponto entre uma imagem e outra é possível aferir sua profundidade relativa, esse método assemelha-se a forma com que a visão humana nós proporciona noção de profundidade. A Figura 3 mostra a geometria de um sistema estéreo padrão.

Em um sistema ideal, sabendo-se a distância focal, o deslocamento base, x_r e x_t é possível, por triangulação, saber a distância relativa do ponto P à base da câmera. A equação 1 mostra como o cálculo é feito, sendo Z a distância, B o deslocamento base, f a distância focal e d a disparidade.

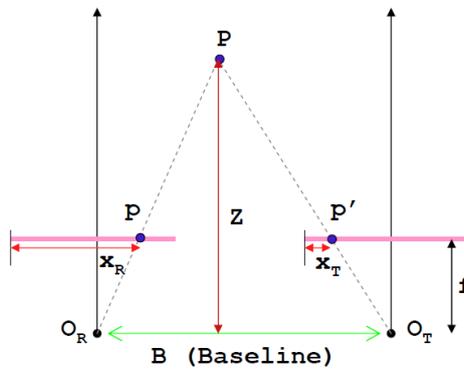


Figura 3. Sistema padrão (canônico) de uma câmera binocular com distância focal f e lentes deslocadas por uma distância B [Mattoccia 2009].

$$Z = \frac{B \cdot f}{x_r - x_t} = \frac{B \cdot f}{d} \quad (1)$$

Para estimar a disparidade, ou seja, a distância no eixo x dos pontos correspondentes p e p' é necessário utilizar um algoritmo de correspondência ou método estéreo, seu objetivo consiste em encontrar pontos correspondentes entre o par de imagens estéreo. Tal procura tem um alto custo computacional e por isso deve-se minimizar ao máximo sua área de busca, em um sistema canônico perfeito tal busca poderia ser limitada horizontalmente, entretanto, na realidade isso não acontece. Câmeras possuem distorções

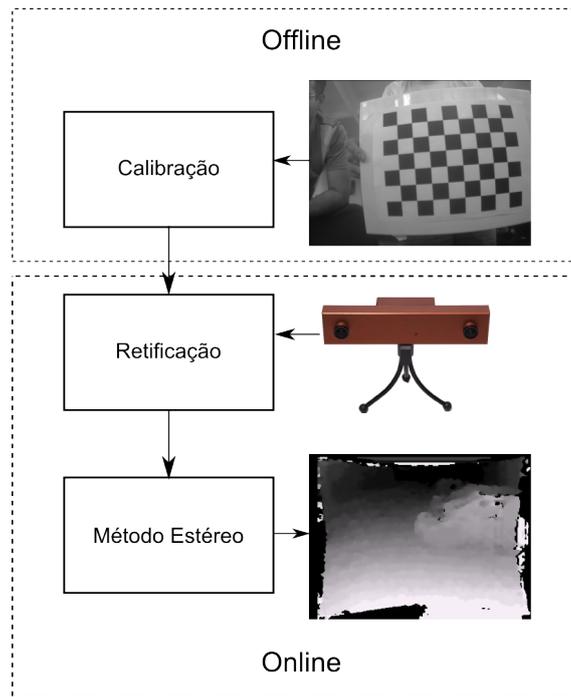


Figura 4. Fluxo resumido presente na utilização de uma câmera estéreo.

e não são perfeitamente alinhadas, por esse motivo temos que realizar uma calibração prévia das câmeras e retificar suas imagens a fim de corrigir as imperfeições e limitar horizontalmente a busca por pontos correspondentes.

A Figura 4 mostra o fluxo resumido referente a utilização de uma câmera estéreo. A calibração estima os parâmetros que possibilitam a remoção da distorção presente na imagem e sua retificação.

Com o auxílio da biblioteca de código aberto *Open Source Computer Vision* (OpenCV) ¹ foi realizada a calibração da câmera. A partir das imagens retificadas deu-se início aos testes dos métodos estéreos disponíveis na biblioteca, sendo eles: (I) método local *block matching* [Konolige 1997]; (II) método semi-global *semi-global block matching*; (III) método global *graph cuts* [Kolmogorov and Zabih 2001].

Como esperado, utilizando o processador *Intel Core i7 720QM* ² e uma resolução de 400 por 300 píxeis, o método global *graph cuts* demorou em torno de um minuto para o cálculo do mapa de disparidades tornando-se assim inviável para o uso na navegação almejada. O método *block matching* foi testado e seu resultado sofreu das conhecidas limitações encontradas em métodos locais [Hirschmuller 2005]. A Figura 5 mostra uma comparação entre os diferentes tamanhos de bloco utilizando o método. Para diminuir a ambiguidade e conseqüentemente minimizar os ruídos é necessário aumentar o tamanho do bloco, no caso do tamanho 25 (25 por 25 píxeis) os efeitos colaterais (circulado na Figura 5) do aumento se tornam visíveis, o método é incapaz de distinguir os dois cones.

¹<http://opencv.willowgarage.com/wiki/>

²<http://ark.intel.com/Product.aspx?id=49024>

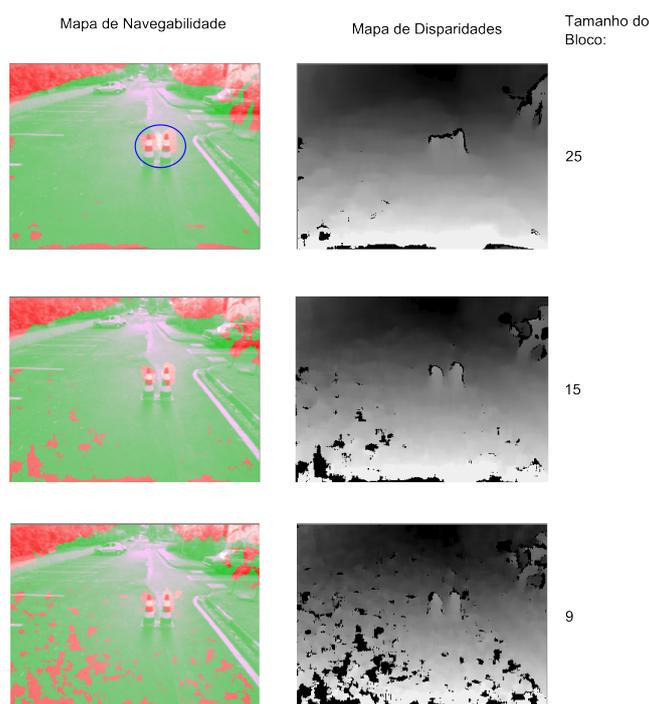


Figura 5. Comparação entre diferentes tamanhos de bloco utilizando o método local *block-matching*.

Com base nos testes citados optamos pelo método *semi-global block matching*, foram feitos testes exaustivos para seleção de parâmetros que melhor se adequem ao ambiente onde seria feita a navegação e a posição e orientação da câmera relativa à plataforma veicular. Os parâmetros mais influentes no mapa de disparidades foram o número de disparidades e o tamanho do bloco utilizado. O número de disparidades define o espaço de busca por combinações, na prática quanto maior esse número mais próximo a câmera consegue detectar um obstáculo, porém cresce o custo computacional. O tamanho do bloco influencia a densidade do mapa gerado ou seja, um bloco grande possibilita um mapa mais denso, mas pode ocultar detalhes da cena.

Um descrição detalhada do método estéreo semi-global utilizado pode ser vista em [Hirschmuller 2005] e [Hirschmuller 2006].

3.2. Detecção e Desvio de Obstáculos

Possuindo o mapa de disparidades gerado, o paradigma RANSAC, por causa de sua robustez à ruídos, foi utilizado para estimar os parâmetros do plano (via urbana) onde o veículo se situa. Utilizando heurísticas, os píxeis da imagem são classificados em navegáveis (verde) ou não navegáveis (vermelho).

A classificação é realizada com base na distância dos pontos ao plano, ou seja, pontos acima do plano (cones, pessoas) e abaixo do plano (buracos) são classificados como não navegáveis. Um limiar definido através de testes exaustivos é utilizado na classificação. A Figura 6 apresenta uma imagem classificada pelo método.

Este trabalho utiliza uma versão modificada do algoritmo VFH para realizar o desvio de obstáculos. O algoritmo utilizado no presente trabalho se vale das seguintes



Figura 6. Mapa de navegabilidade onde vermelho representa não navegável e verde navegável.

diferenças: (I) a construção do mapa cartesiano bidimensional é desconsiderada; (II) o histograma gerado não possui representatividade angular, ou seja, não é um histograma polar; (III) o número de setores do histograma é igual a resolução horizontal da imagem; (IV) a direção resultante do algoritmo é escalonada de acordo com o ângulo de visão da câmera; (V) não é realizado o cálculo da velocidade, esta é mantida constante.

As modificações I, II, III e IV são justificadas pela simplicidade, natureza bidimensional das informações de profundidade providas pela câmera estéreo e a precisão alcançada através do método estéreo semi-global. A modificação V foi empregada apenas pela simplicidade.

A geração do histograma é feita de acordo com a equação 2. Onde H_k é a magnitude da célula k do histograma H , $IC_{(u,k)}$ é o valor presente na linha u e coluna k da matriz IC referente a classificação binária realizada, sendo navegável igual a zero e não navegável igual a um, a e b são constantes positivas utilizadas para escalar a influência da distância do veículo em relação ao obstáculo e n a resolução vertical do mapa de disparidades (iniciando pelo topo da imagem).

$$H_k = \sum_{u=0}^n IC_{(u,k)}(a - bu) \quad (2)$$

Utilizando o histograma gerado, o esterçamento do veículo é definido de acordo com a equação 3. Onde θ é o ângulo de esterçamento, k_n representa a borda próxima do vale, k_f a borda distante do vale e c é a constante de escalonamento referente ao ângulo de visão da câmera. As definições aqui utilizadas podem ser encontradas em [Borenstein and Koren 1991].

$$\theta = \frac{k_n + k_f c}{2} \quad (3)$$

3.3. Arquitetura do Sistema

A arquitetura relacionada à paralelização do sistema desenvolvido pode ser vista na Figura 7. As *threads*: (I) *stereo thread* é responsável pelo cálculo do mapa de disparidades

utilizando o método semi-global; (II) *main thread* calcula, com base no plano estimado, o mapa de navegabilidade e o histograma além de realizar a comunicação com sensores e atuadores; (III) *plane thread* faz o cálculo do plano onde se situa o veículo utilizando o paradigma RANSAC.

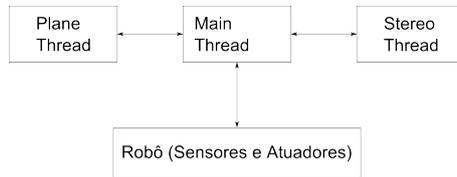


Figura 7. Arquitetura do programa relacionada a sua paralelização.

As *threads main thread* e *stereo thread* são sincronizadas a cada ciclo do programa, assim garantindo a utilização do mapa de disparidades mais recente. A *plane thread* é sincronizada apenas quando esta terminar de calcular o plano. Apesar de gerar robustez em relação à inclinação do terreno o cálculo contínuo do plano principal pode se tornar problemático quando o cenário contiver uma grande densidade de obstáculos.

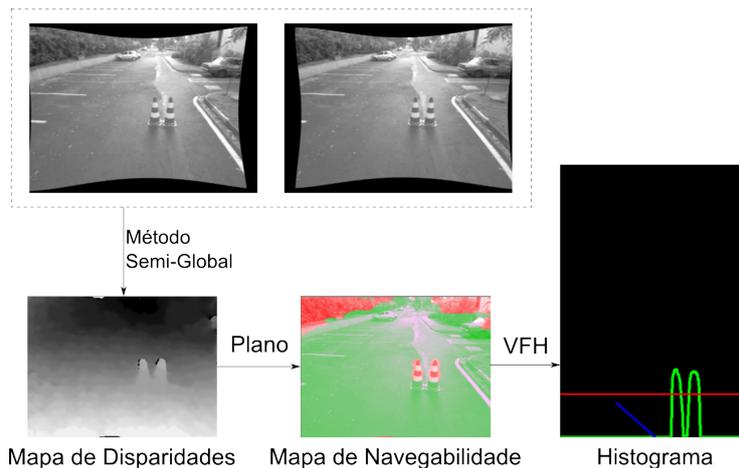


Figura 8. Fluxo principal do programa.

A Figura 8 mostra do fluxo geral do método onde o par de imagens estéreo capturadas pela câmera são retificadas para o cálculo do mapa de disparidade pelo método estéreo semi-global. Dado o mapa de disparidades o paradigma RANSAC estima o plano onde o veículo se situa e com base no plano o mapa de navegabilidade é criado. O histograma é então gerado a partir do mapa de navegabilidade, onde a linha vermelha representa o limiar escolhido, o segmento azul a direção para a qual o veículo deve se movimentar e em verde a densidade de obstáculos.

4. Resultados

Realizou-se um experimento onde o carro elétrico do projeto CARro Robótico Inteligente para Navegação Autônoma (CARINA) disponível no Laboratório de Robótica Móvel (LRM - USP) foi apto a desviar de obstáculos (pessoas e cones de trânsito). Utilizamos a câmera estéreo STOC-15CM-M-MINI da *Videre Design*³ como sensor principal,

³<http://www.videredesign.com>

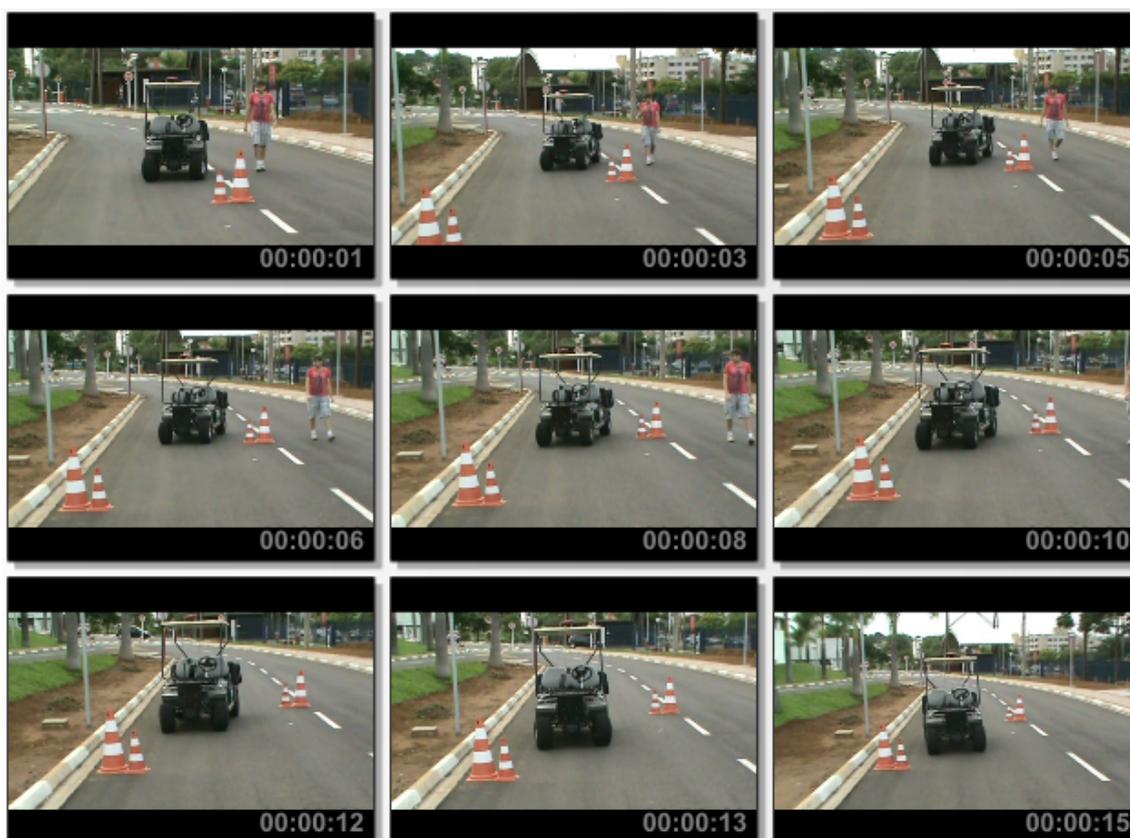


Figura 9. Carro elétrico desviando de cones de trânsito durante o experimento realizado.

o dispositivo da marca *Roboteq*⁴, modelo AX-2850 para esterçamento e a plataforma aberta *Arduino* para o controle da aceleração. Em termos de *software* o experimento fez uso do *software The Player Project*⁵ para se comunicar com o atuador da direção.

O ambiente escolhido para o experimento foi uma via urbana presente na USP, campus São Carlos, onde foram posicionados cones de trânsito a fim de testar o método desenvolvido. A Figura 9 ilustra o desvio de obstáculos realizado, como resultado o carro apresentou o comportamento esperado realizando adequadamente o desvio de obstáculos proposto. O mapa de navegabilidade se mostrou preciso o suficiente para realizar a navegação, a pequena porcentagem de ruídos é justificada pelo uso do método semi-global. A Figura 10 ilustra o mapa de navegabilidade gerado e o resultado do método de desvio de obstáculos.

Todo o sistema teve um desempenho compatível com sua aplicação em tempo real respeitando uma limitação de velocidade. O esterçamento, e portando, a *main thread*, foi atualizado a uma taxa de 5 Hz utilizando uma resolução de 400 por 300 para o par de imagens estéreo enquanto que o cálculo do plano foi realizado a uma taxa de 1 Hz. Os testes foram feitos em um notebook da marca *Alienware*⁶ modelo M15x e processador *Intel Core i7 720QM*. O número de disparidades do método estéreo foi de 16 com bloco

⁴<http://www.roboteq.com/>

⁵<http://playerstage.sourceforge.net/>

⁶<http://www.alienware.com/>

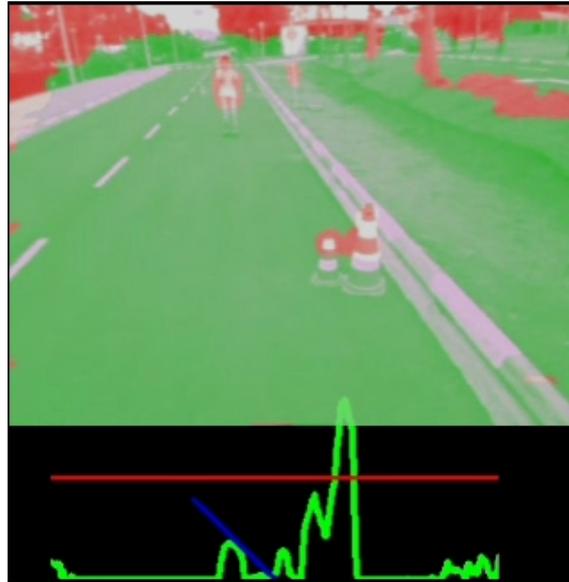


Figura 10. Mapa de navegabilidade gerado e ilustração do método de desvios de obstáculos utilizado.

do tamanho 7, o cálculo dos parâmetros do plano por meio do paradigma RANSAC foi limitado à 1000 iterações.

Os vídeos referentes ao experimento podem ser vistos em [\[http://www.youtube.com/watch?v=J8uWtgZWrUg\]](http://www.youtube.com/watch?v=J8uWtgZWrUg) e [\[http://www.youtube.com/watch?v=TqncAL_ose8\]](http://www.youtube.com/watch?v=TqncAL_ose8).

5. Conclusão e Trabalhos Futuros

Este artigo apresentou um sistema de desvio de obstáculos em tempo real utilizando uma câmera estéreo e um método estéreo semi-global. Demonstrando assim, que tal método pode ser utilizado na navegação de robôs móveis autônomos em ambientes externos, os quais exigem um alto grau de precisão por parte do sistema de percepção empregado. Tal precisão é classicamente obtida com o uso de sensores de alto custo como, por exemplo, lasers.

Utilizando o método estéreo *block-matching*, apresentou-se uma breve comparação dos efeitos relacionados ao tamanho do bloco escolhido em métodos locais. O resultado mostra como as já conhecidas limitações de métodos locais.

Como trabalhos futuros almejamos a detecção robusta de obstáculos frente à curvatura de vias urbanas (plano navegável) com o uso da distância relativa entre pontos e inclinação. Também é prevista a detecção de calçadas através de uma máquina de estados finitos.

Agradecimentos

Os autores agradecem a FAPESP pela bolsa concedida (processo número: 2010/04798-9) e a toda equipe do Laboratório de Robótica Móvel da USP - São Carlos pelo apoio e suporte.

Referências

- Borenstein, J. and Koren, Y. (1991). The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots. In *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, volume 7, pages 278 –288.
- Broggi, A., Caraffi, C., Fedriga, R., and Grisleri, P. (2005). Obstacle detection with stereo vision for off-road vehicle navigation. In *Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops, 2005. CVPR Workshops. IEEE Computer Society Conference on*, page 65.
- Caraffi, C., Cattani, S., and Grisleri, P. (2007). Off-road path and obstacle detection using decision networks and stereo vision. In *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, volume 8, pages 607 –618.
- DARPA (2005). DARPA Grand Challenge 2005. <http://replay.waybackmachine.org/20090327053503/http://www.darpa.mil/grandchallenge05/>. Acessado em 6 de abril de 2011.
- DARPA (2007). DARPA Urban Challenge. <http://replay.waybackmachine.org/20090825041140/http://www.darpa.mil/grandchallenge/index.asp>. Acessado em 6 de abril de 2011.
- Erkan, A., Hadsell, R., Sermanet, P., Ben, J., Muller, U., and LeCun, Y. (2007). Adaptive long range vision in unstructured terrain. In *Intelligent Robots and Systems, 2007. IROS 2007. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 2421 –2426.
- Fischler, M. A. and Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. In *Commun. ACM*, volume 24, pages 381–395, New York, NY, USA. ACM.
- Happold, M. and Ollis, M. (2006). Autonomous learning of terrain classification within imagery for robot navigation. In *Systems, Man and Cybernetics, 2006. SMC '06. IEEE International Conference on*, volume 1, pages 260 –266.
- Hirschmuller, H. (2005). Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 2, pages 807 – 814 vol. 2.
- Hirschmuller, H. (2006). Stereo vision in structured environments by consistent semi-global matching. In *Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 2, CVPR '06*, pages 2386–2393, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Kolmogorov, V. and Zabih, R. (2001). Computing visual correspondence with occlusions via graph cuts. In *International Conference on Computer Vision*, pages 508–515.
- Konolige, K. (1997). Small vision systems: Hardware and implementation. 333 Ravenswood Avenue, Menlo Park, CA 94025.
- Konolige, K., Agrawal, M., Bolles, R., Cowan, C., Fischler, M., and Gerkey, B. (2008). Outdoor mapping and navigation using stereo vision. In Khatib, O., Kumar, V., and Rus, D., editors, *Experimental Robotics*, volume 39 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pages 179 –190. Springer Berlin / Heidelberg.

- Labayrade, R., Aubert, D., and Tarel, J.-P. (2002). Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through "v-disparity" representation. In *Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE*, volume 2, pages 646 – 651 vol.2.
- Lima, D. and G.A.S., P. (2010). Um sistema de visão estéreo para navegação de um carro autônomo em ambientes com obstáculos. In *XVII Congresso Brasileiro de Automática*, pages 224 –231.
- Mattoccia, S. (2009). Stereo Vision: Algorithms and Applications. <http://www.vision.deis.unibo.it/smatt/Seminars/StereoVision.pdf>. Acessado em 6 de abril de 2011.
- Murarka, A. and Kuipers, B. (2009). A stereo vision based mapping algorithm for detecting inclines, drop-offs, and obstacles for safe local navigation. In *Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 1646 –1653.
- Murarka, A., Sridharan, M., and Kuipers, B. (2008). Detecting obstacles and drop-offs using stereo and motion cues for safe local motion. In *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 702 –708.
- Murray, D. and Jennings, C. (1997). Stereo vision based mapping and navigation for mobile robots. In *Robotics and Automation, 1997. Proceedings., 1997 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 1694 –1699 vol.2.
- Rankin, A., Huertas, A., and Matthies, L. (2005). Evaluation of stereo vision obstacle detection algorithms for off-road autonomous navigation. In *In AUVSI Symp. on Unmanned Systems*.
- Scharstein, D. and Szeliski, R. (2002). A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. In *Int. J. Comput. Vision*, volume 47, pages 7–42, Hingham, MA, USA. Kluwer Academic Publishers.
- Sermanet, P., Hadsell, R., Scoffier, M., Muller, U., and LeCun, Y. (2008). Mapping and planning under uncertainty in mobile robots with long-range perception. In *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pages 2525 –2530.
- Thrun, S., Montemerlo, M., Dahlkamp, H., Stavens, D., Aron, A., Diebel, J., Fong, P., Gale, J., Halpenny, M., Hoffmann, G., Lau, K., Oakley, C., Palatucci, M., Pratt, V., Stang, P., Strohband, S., Dupont, C., Jendrossek, L.-E., Koelen, C., Markey, C., Rummel, C., van Niekirk, J., Jensen, E., Alessandrini, P., Bradski, G., Davies, B., Ettinger, S., Kaehler, A., Nefian, A., and Mahoney, P. (2006). Stanley: The robot that won the darpa grand challenge. In Periodicals, W., editor, *Journal of Field Robotics*, volume 23, pages 661–692.