

Subtração de fundo e remoção de sombras em imagens em espectro infravermelho de ondas curtas

Samuel Ribeiro da Costa Vale
Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação
Laboratório de Visão e Robótica
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil - 2007
srcvale@gmail.com

Resumo

Imagens em espectro infravermelho são muito utilizadas em diversas aplicações, como identificação e rastreamento de objetos ou pessoas. O espectro infravermelho é dividido em bandas, e tipicamente as aplicações de visão computacional utilizam a banda de ondas longas, devido às características das imagens obtidas neste espectro. Este artigo é desenvolvido sobre imagens na banda de ondas curtas, que podem ser utilizadas para aplicações de visão computacional com o auxílio de fontes de iluminação apropriadas. Entretanto, no processo de segmentação deste tipo de imagem podem haver dificuldades pela presença de sombras, como em imagens em espectro visível. Neste artigo é apresentado um algoritmo para subtração de fundo e remoção de sombras em imagens em espectro infravermelho de ondas curtas, derivado de um algoritmo de remoção de sombras para imagens de intensidade em espectro visível[11], portanto, sem a necessidade do uso de câmeras coloridas ou mesmo câmeras de alto custo.

1. Introdução

Sistemas de visão computacional baseados em imagens em infravermelho se tornaram muito comuns pelo baixo custo de detectores e filtros, e impulsionados por suas características únicas. São muitas as aplicações de detecção e rastreamento baseadas em visão noturna ou visão termográfica que surgem a cada dia.

A luz no espectro infravermelho possui comprimento de onda que varia de 750nm até 350um. Tipicamente, divide-se em 4 sub-bandas. A maioria dos trabalhos de visão computacional que utilizam imagens em infravermelho focam na banda de infravermelho de onda longa (de 8um a

12um)[9], pois é a banda em que os corpos emitem radiação devido à sua temperatura.

Neste segmento, existem diversos trabalhos que utilizam imagens em infravermelho como imagens termográficas. Em [3] é feita uma comparação do uso de imagens em infravermelho e imagens em espectro visível para detecção de pedestres, e relaciona o funcionamento dos algoritmos de visão para as imagens em espectro visível com as características das imagens em infravermelho, de forma a aproveitá-los.

Propostas de aplicações são feitas em [4] e [2] para a detecção de pedestres, baseadas em características térmicas dos corpos. As regiões de interesse possuem radiação própria e portanto se destacam do fundo, facilitando o processo de segmentação. As imagens obtidas geralmente possuem baixa riqueza de detalhes, baixo contraste e apresentam muito ruído, provocado por fontes de radiação infravermelha próximas e por gases na atmosfera[3]. Para amenizar estes problemas, métodos de filtragem e realce são propostas em [15], melhorando os resultados de processos de reconhecimento e detecção.

Este artigo está interessado nas duas bandas mais baixas, a *near infrared* (de 750nm a 1um) e o infravermelho de onda curta (de 1um a 3 um)[9]. Estas faixas do espectro infravermelho estão dentro da banda passante da maioria dos detectores CCD e CMOS típicos, mas não são emitidas por corpos quentes, portanto, os detectores não são capazes de gerar imagens termográficas. A obtenção de imagens é feita com uma fonte de luz nesta banda do espectro, iluminando a cena. Sistemas de visão noturna com iluminação em infravermelho própria, como sistemas de segurança, trabalham nestas bandas do espectro de infravermelho. As imagens obtidas ainda apresentam um nível alto de ruído, mas possuem maior definição que as imagens em infravermelho de onda longa e ainda são pouco sensíveis às cores dos obje-

tos da cena. A interação entre a fonte de luz e a cena provoca o aparecimento de sombras que prejudicam o processo de segmentação, da mesma forma que ocorre com imagens em espectro visível. Neste artigo será feita a subtração do fundo destas imagens e a remoção das sombras projetadas, com um algoritmo baseado em um que foi utilizado em imagens de intensidade em espectro visível [8], de forma a obter boas aproximações das formas dos objetos de interesse da cena, sem a interferência das sombras. Estes resultados são interessantes para aplicações de monitoramento e segurança, indoor e outdoor, onde a iluminação possa ser controlada e esteja fora do espectro visível.

Boa parte dos algoritmos para remoção de sombras são baseados em análise do espaço de cores RGB [1] [12] [10]. Alguns optam por utilizar o espaço HLS [6], pois o espaço de cores RGB não representa a diferença de cores em uma escala uniforme. Ambos os casos não são aplicáveis às imagens em infravermelho, pois são imagens de intensidade de canal único.

Foi proposto em [14] um método de remoção de sombras de imagens utilizando duas ou mais fontes de luz controladas. O método utiliza ao menos duas imagens, cada uma obtida com uma fonte de luz ligada. Uma solução semelhante poderia ser implementado para o cenário proposto neste artigo, mas o foco será a remoção de sombras a partir de seqüências de imagens, sem o controle das fontes de iluminação. Também não é objetivo deste trabalho reconstruir as partes sombreadas das imagens.

Em [11] é proposto um algoritmo para detecção e remoção de sombras em fundos de imagens simples. Para tal, o padrão desejado deve ter níveis de intensidade mais altos que o fundo, e a maior parte da cena ser composta pelo fundo. A entrada deste algoritmo é uma imagem em tons de cinza e possui características muito semelhantes às imagens obtidas em infravermelho de onda curta, mas o resultado obtido é uma aproximação dos tons escuros à mediana das intensidades da imagem. Os objetos da cena que absorvem infravermelho acabam identificados como sombras, enquanto que as bordas das sombras ajustadas apresentam fortes artefatos, devido à clusterização da imagem.

Uma proposta de subtração de fundo e remoção de sombras em seqüências de imagens de intensidade é apresentado em [8]. É feita a modelagem probabilística do fundo para a remoção de objetos que se movem na cena, determinando as restrições de valor de píxel mínimo, máximo e entre quadros. Uma vez subtraído o fundo, o que resta é a área de interesse e artefatos indesejados, como sombras. Um algoritmo baseado em correlação cruzada é utilizado para a detecção das sombras, apresentando bons resultados. Este artigo usa como base estes algoritmos para a segmentação de objetos da cena, após a subtração do fundo e extração de sombras, em imagens de infravermelho de ondas curtas.

Em [5] uma proposta de remoção de sombras através de compensação por uma constante, demonstra ser uma opção interessante para esta aplicação. Um processo semelhante é utilizado como um processo de refinamento de detecção de sombras em [8].

2. Metodologia

Serão descritos a seguir o método utilizado para obter imagens as imagens em infravermelho de ondas curtas, utilizados neste trabalho, e os algoritmos de subtração de fundo e remoção de sombras aplicado às imagens.

2.1. Obtenção de imagens em espectro infravermelho

Os detectores CCD e CMOS de câmeras para espectro visível possuem uma banda passante que extrapola a banda do espectro visível. Para evitar que radiação fora desta faixa contamine as imagens geradas no uso para o qual elas foram especificadas, os fabricantes adicionam ao detector ou ao conjunto de lentes uma película ou janela que filtra freqüências acima do comprimento de onda do vermelho.

Algumas câmeras comerciais possuem uma função de visão noturna ou *night shot*, que remove mecanicamente este filtro, permitindo que o detector receba a radiação de forma plena.

Nestas condições, as imagens geradas pelo detector são resultado da radiação em toda a sua banda passante, que chega a atingir as bandas *near infrared* e infravermelho de ondas curtas. Para obter a banda desejada, um filtro que bloqueia o espectro visível foi acoplado ao sistema de lentes.

Nos experimentos realizados, foi utilizada uma câmera Sony TRV-480, em modo *night shot*. Como filtro, foi utilizado duas películas fotográficas totalmente escurecidas, que possuem a banda passante característica esperada para o experimento. Como fonte de luz foram utilizadas lâmpadas incandescentes, próximas entre si.

Uma amostra de imagem obtida está na figura 1.

2.2. Método de modelagem e subtração de fundo

O algoritmo de subtração de fundo proposto em [8] é composto de dois instantes. No primeiro, um modelo é levantado a partir de uma seqüência de imagens do fundo. Este modelo é baseado nos valores máximos e mínimos de cada píxel, e a máxima variação entre cada imagem. Seja $V^z(i, j)$ uma imagem z da seqüência, o modelo do fundo $B(i, j)$ é composto de 3 elementos: $m(i, j)$, o mínimo valor de um píxel para as V^z imagens fornecidas para treinamento, $n(i, j)$, o máximo valor de um píxel para as V^z imagens fornecidas para treinamento, e $d(i, j)$, a máxima variação entre os quadros fornecidos. Durante os testes com



Figura 1. Background de treinamento do algoritmo. Imagem em infravermelho de ondas curtas / Near Infrared.

imagens sintéticas foram utilizadas apenas 5 imagens para treinamento, e nos testes com imagens reais, foram utilizadas 10 imagens capturadas. Segundo [8], uma seqüência de cerca de 100 frames é suficiente para levantar um bom modelo.

$$\begin{bmatrix} m(i, j) \\ n(i, j) \\ d(i, j) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \min(V^z(i, j)) \\ \max(V^z(i, j)) \\ \max|V^z(i, j) - V^{z-1}(i, j)| \end{bmatrix} \quad (1)$$

Num segundo instante é feita a classificação dos pixels da imagem a ser segmentada. Para que um pixel $I(i, j)$ de uma imagem de teste seja classificado como pertencente ao objeto do plano de frente, ele deve estar dentro dos limites do modelo $B(i, j)$. Para evitar a classificação errônea de pixels, [8] propôs utilizar uma margem adicional, definida por μ , mediana de $d(i, j)$, e k , uma constante arbitrária. Nos testes foi utilizado $k = 2$. Uma alteração foi feita no algoritmo original para permitir testes com imagens sintéticas com poucas imagens de treinamento. Nestes casos, alguns $m(i, j)$ eram iguais aos $n(i, j)$, e os pixels de interesse não eram classificados corretamente.

$$I(i, j) \geq (m(i, j) - ku) \quad \text{e} \quad I(i, j) \leq (m(i, j) + ku) \quad (2)$$

Durante os testes com imagens sintéticas, figura 2, 5 imagens foram geradas a partir do fundo original (a), por adição de ruído gaussiano. Uma imagem de teste (b) foi alterada, recebendo objetos a serem segmentados e ruído gaussiano.

2.3. Método de detecção e remoção de sombras

Uma vez que os objetos que não fazem parte da fundo da imagem foram detectados e isolados, é necessário distinguir as áreas de interesse. Assim como objetos se movendo

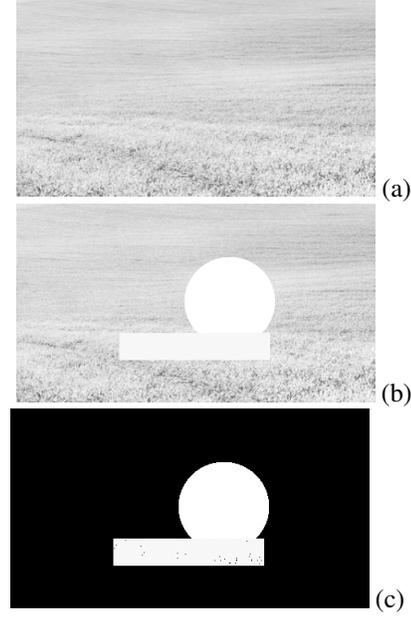


Figura 2. Imagens sintéticas para teste: fundo (sem ruído) (a), objeto a ser segmentado (com ruído) (b), resultado da subtração (c).

pela cena, as sombras provocadas por estes objetos são identificadas como objetos que não pertencem ao fundo.

A intensidade de pixels em áreas sombreadas de uma imagem podem ser aproximadas para uma escala de sua intensidade luminosa original. Áreas com sombras de pequena e média intensidade ainda mantêm características de textura, logo uma correlação entre pequenas áreas da imagem a ser analisada e o fundo obtido previamente pode ser útil para se determinar se um pixel é ou não uma sombra [8].

Seja $B(i, j)$ uma imagem obtida da mediana das imagens de fundo para treinamento, e $I(i, j)$ uma imagem de uma seqüência, do qual foi removido o fundo pelo método descrito anteriormente. Para cada pixel (i, j) de I , uma área de $(2N + 1) \times (2N + 1)$, descrito por $T_{ij}(n, m) = I(i + n, i + m)$ com $-N \leq n \leq N$, e $-N \leq m \leq N$, correspondente à sua vizinhança. A correlação cruzada normalizada (NCC) de T_{ij} e B no ponto (i, j) , é dada por:

$$NCC(i, j) = \frac{ER(i, j)}{E_B(i, j)E_{T_{ij}}} \quad (3)$$

Onde:

$$ER(i, j) = \sum_{n=-N}^N \sum_{m=-N}^N B(i + n, j + m)T_{ij}(n, m) \quad (4)$$

$$E_B(i, j) = \sqrt{\sum_{n=-N}^N \sum_{m=-N}^N B(i+n, j+m)^2} \quad (5)$$

$$E_{T_{ij}}(i, j) = \sqrt{\sum_{n=-N}^N \sum_{m=-N}^N T_{ij}(n, m)^2} \quad (6)$$

Em um pixel em região sombreada, a energia da área de vizinhança sombreada $E_{T_{ij}}$ é menor que a energia da mesma área no fundo E_B . Logo, um pixel (i, j) será classificado como sombra se:

$$NCC(i, j) \geq L \quad \text{e} \quad E_{T_{ij}} < E_B(i, j) \quad (7)$$

L é um limiar de corte para o resultado de cada NCC. Quanto maior, mais difícil é para um pixel ser classificado como sombra. Nos testes realizados com imagens reais em infravermelho, L foi ajustado para 0.98. Os resultados podem ser observados na figura 3.

3. Resultados

Foram realizados testes com imagens sintéticas (figura 2) e imagens reais (figura 3), obtidas com o sistema de visão descrito.

Nos testes com imagens sintéticas, realizados com ruído controlado foi obtido bom resultado na subtração do fundo. Poucas falhas apareceram, mas devido à pequena quantidade de imagens geradas para treinamento.

Nos testes realizados com imagens reais, o treinamento foi feito com apenas 10 imagens e os resultados foram bons. A cena de fundo era um tanto complexa, com grandes variações de intensidade, como visto nas figuras 1, e 3 (a) e (d), ocasionando alguns falso-negativos devido a pixels de intensidades semelhantes aos do fundo.

Pode ser observado tbm uma pequena reflexão do piso nas figuras 3 (e)(f), que se apresentaram pixels espalhados. Estes pixels falso-positivos espalhados pela imagem podem ser facilmente retiradas com o auxílio de algum operador morfológico, ou até mesmo com o uso de mais imagens para treinamento. Isso fará com que a imagem de saída tenha uma forma mais coesa.

A utilização em uma aplicação de fundo mais homogêneo pode ter resultados melhores que os demonstrados, pois diminuiria os falsos-negativos.

4. Conclusão

Neste artigo foi descrito um método de subtração de fundos, detecção e remoção de sombras em imagens de intensidade em tons de cinza, aplicado à imagens de infravermelho

de ondas curtas e *near infrared*. Neste trabalho, o fundo da cena foi subtraído da imagem a ser segmentada, após o levantamento de seu modelo probabilístico. De posse de uma imagem com os objetos de interesse e as sombras criadas por eles, um segundo algoritmo de correlação cruzada normalizada conseguiu com êxito detectar as áreas sombreadas.

De posse dos resultados obtidos, o método pode ser aplicado em algum sistema de visão de monitoramento ou rastreamento onde se deseja utilizar luz em espectro infravermelho ao invés do visível, por motivos de segurança ou para evitar efeitos das cores dos objetos de interesse.

Os algoritmos ainda podem ser melhorados, e uma das possibilidades de trabalho futuro é a implementação da detecção de sombras por relação de intensidades de áreas vizinhas, proposto em [8], para a diminuição de falsos positivos e negativos. Uma outra possibilidade de continuidade do trabalho é tornar o modelo do fundo dinâmico, através do treinamento contínuo de áreas não alteradas. Isso contribuiria com a robustez do método para aplicações *outdoor*, onde a luminosidade natural é varia lentamente.

Referências

- [1] M. Baba, M. Mukunoki, and N. Asada. Shadow removal from a real image based on shadow density. In *SIGGRAPH '04: ACM SIGGRAPH 2004 Posters*, page 60, New York, NY, USA, 2004. ACM Press.
- [2] A. Broggi, A. Fascioli, M. Carletti, T. Graf, and M. Meinel. A multi-resolution approach for infrared vision-based pedestrian detection. *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE*, pages 7–12, June 2004.
- [3] Y. Fang, K. Yamada, Y. Ninomiya, B. K. P. Horn, and I. Masaki. Comparison between infrared-image-based and visible-image-based approaches for pedestrian detection. *Intelligent Vehicles Symposium, 2003. Proceedings. IEEE*, pages 505–510, June 2003.
- [4] Y. Fang, K. Yamada, Y. Ninomiya, B. K. P. Horn, and I. Masaki. A shape-independent method for pedestrian detection with far-infrared images. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 53(6):1679–1697, November 2004.
- [5] C. Fredembach and G. Finlayson. Simple shadow removal. *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, pages 832–835, 2006.
- [6] P. Gamba, M. Lilla, and A. Mecocci. A fast algorithm for target shadow removal in monocular colour sequences. *Image Processing, 1997. Proceedings., International Conference on*, 1:436–447, October 1997.
- [7] S. D. Hordley and C. Lu. On the removal of shadows from images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 28(1):59–68, 2006. Member-Graham D. Finlayson and Member-Mark S. Drew.
- [8] J. C. S. J. Jr., C. R. Jung, and S. R. Musse. Background subtraction and shadow detection in grayscale video sequences.

In *SIBGRAPI '05: Proceedings of the XVIII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, page 189, Washington, DC, USA, 2005. IEEE Computer Society.

- [9] S. S. Lin. Review: Extending visible band computer vision techniques to infrared band images. *Technical Report MS-CIS-01-04*, pages 1–23, 2001.
- [10] E. Salvador, A. Cavallaro, and T. Ebrahimi. Cast shadow segmentation using invariant color features. *Comput. Vis. Image Underst.*, 95(2):238–259, 2004.
- [11] J. Scanlan, D. Chabries, and R. Christiansen. A shadow detection and removal algorithm for 2-d images. *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990. ICASSP-90., 1990 International Conference on*, 4:2057–2060, April 2004.
- [12] T.-P. Wu and C.-K. Tang. A bayesian approach for shadow extraction from a single image. In *ICCV '05: Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1*, pages 480–487, Washington, DC, USA, 2005. IEEE Computer Society.
- [13] L. Xu, F. Qi, and R. Jiang. Shadow removal from a single image. In *ISDA '06: Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA'06)*, pages 1049–1054, Washington, DC, USA, 2006. IEEE Computer Society.
- [14] J. J. Yoon, C. Koch, and T. J. Ellis. Shadowflash: an approach for shadow removal in an active illumination environment. *BMVC*, pages 636–645, 2002.
- [15] C. Zhang, F. Yang, X. Wang, and H. Zhang. An efficient non-linear algorithm for contrast enhancement of infrared image. *Machine Learning and Cybernetics, 2005. Proceedings of 2005 International Conference on*, 8:4946–4951, August 2005.



(a)



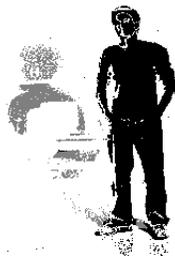
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 3. Testes com imagens reais. Imagens de entrada (a)(d). Fundo subtraído e pixels candidatos à sombra detectados (b)(e). Sombra removida, sem tratamento de formas (c)(f).