

Segmentação de Movimento

Bruno Fernandes Carvalho - 15/0007159

Dep. Ciência da Computação - Universidade de Brasília (UnB)

Princípios de Visão Computacional - Turma A

Data de realização: 25/06/2017

brunofcarvalho1996@gmail.com

Abstract

One of the most used application in computer vision is object's movement extraction from a video scene. In this work two techniques are going to be compared: background subtraction and optical flow. Also, it will be observed the computational cost and the accuracy of the methods used to detect cars that are moving in traffic videos.

Abstract

Uma das aplicações mais utilizadas em visão computacional é a extração do movimento de objetos na cena de um vídeo. Nesse trabalho será feita uma comparação entre duas técnicas: subtração de fundo e fluxo óptico. Será observado o custo computacional e a acurácia dos métodos para detectar carros que se movem em vídeos de trânsito.

1. Objetivos

Essa atividade tem como base entender os conceitos básico de segmentação de movimento em vídeo a partir da comparação e implementação de fluxo óptico e "Background Subtraction".

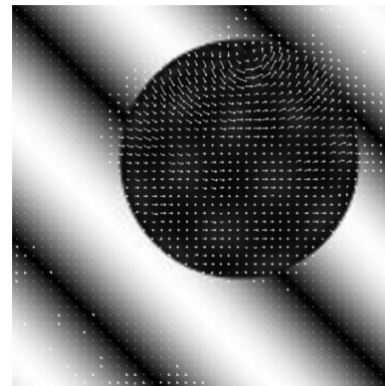
2. Introdução

Segmentar objetos que se movem na cena é uma aplicação importante em visão computacional e pode resolver problemas de segurança, controle de acesso e de trânsito. Existem duas técnicas que são comumente empregadas para realizar isso: fluxo óptico e subtração do fundo, que serão detalhadas a seguir.

Fluxo óptico aproxima o campo de movimento da cena baseado no movimento aparente do brilho na mesma. Assim, cada pixel pode ser representado como um vetor que tem direção e módulo indicando o sentido desse movimento. Existem diversas técnicas para calcular esse fluxo, e a empregada nesse projeto é a técnica diferencial, em que

esse vetor deve ser obtido comparando dois frames do vídeo a partir de uma equação de restrição: a brilho entre uma imagem e outra durante um curto intervalo de tempo é constante. Usando essa definição e considerando que os vizinhos de um determinado pixel apresenta velocidades semelhantes, Horn-Shunck criaram um método para aproximar esse fluxo: primeiro estima-se as derivadas parciais da equação de restrição e depois aplica-se o método iterativo de Gauss-Seidel, obtendo, por exemplo, o campo de velocidade esparsos da figura 1.

Figura 1. Fluxo óptico esparsos



Outra técnica clássica para solução de problemas de segmentação de movimento é o Background Subtraction, que consiste basicamente em subtrair o fundo da cena em cada frame. Assim, o que tiver se movendo e não pertencer ao fundo pode ser identificado. Apesar do simples conceito, um grande problema é que na maioria das aplicações o fundo varia, principalmente devido à mudança de luminosidade, não sendo possível defini-lo previamente. Dessa forma, foram criados métodos adaptativos que verificam ao longo dos frames os pixels que mantêm valores próximos, definindo-os como fundo. Quando algum pixel tem um valor muito diferente do definido como fundo, o método detecta movimento. Nesse trabalho foi utilizado "Gaussian Mixture-based Background Segmentation", um

modelo adaptativo eficiente e que é resistente a ruídos e variações de luminosidade. Um exemplo dele é visto na figura 2, que mostra a segmentação de pessoas em movimento numa rua.

Figura 2. Background Subtraction



3. Materiais e Metodologia

Para comparar as duas técnicas de segmentação de movimento mencionadas na seção anterior, foram utilizados os vídeos disponibilizados no Moodle. Foi implementado um algoritmo que realiza em cada frame a segmentação das duas técnicas e mostra ao usuário os objetos em movimento na cena para comparação dos resultados. Além disso, pode ser visto no terminal o tempo de execução de cada técnica, sendo possível comparar o mais eficiente computacionalmente. Foi realizado também um pós processamento das imagens obtidas pelas técnicas, conforme será descrito a seguir.

No "Background Subtraction", após a obtenção de uma máscara contendo os objetos que ele detectou em movimento na cena, foi aplicada uma operação morfológica de abertura para eliminar os ruídos e destacar os objetos detectados. Empiricamente, foi escolhido um elemento estruturante na forma de elipse com tamanho 3x3.

Já no fluxo óptico foi necessário aplicar mais operações, visto que a função Horn-Shunck implementada no openCV não retorna uma máscara (imagem binária), mas uma imagem grayscale que quanto maior a intensidade do pixel, maior a magnitude do vetor velocidade. Antes de torná-la binária, foi aplicado um filtro adaptativo bilateral para eliminar ruídos, e depois foi computado o limiar ótimo de Otsu para segmentação dos objetos encontrados em movimento. Após isso, ainda foi empregado uma operação morfológica de abertura, com o mesmo elemento estruturante da técnica anterior.

Com o pós-processamento realizado, mostra-se finalmente ao usuário os resultados de movimento obtido. Ainda, vale deixar claro que, para o desenvolvimento dos algoritmos, foi utilizado a linguagem de programação C++, assim como técnicas de orientação a objetos. Na hora de execução do código no terminal, é necessário que seja inserido um vídeo como argumento para que seja executado corretamente.

4. Resultados

A partir do algoritmo detalhado na seção anterior, foi feita a comparação das duas técnicas empregadas, tanto

computacionalmente quanto em acurácia. As figuras a seguir mostram um exemplo das duas técnicas.

Figura 3. Frame original do vídeo

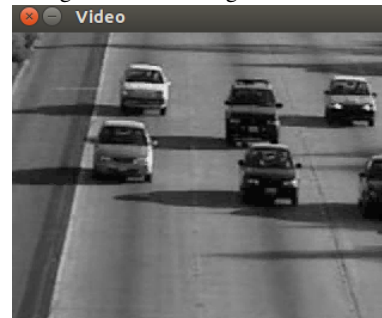


Figura 4. Segmentação por subtração de fundo

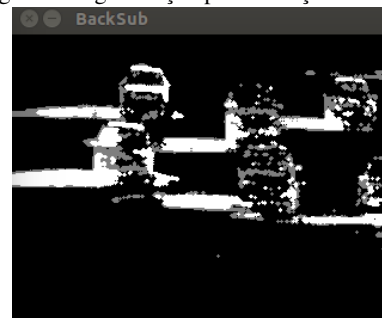
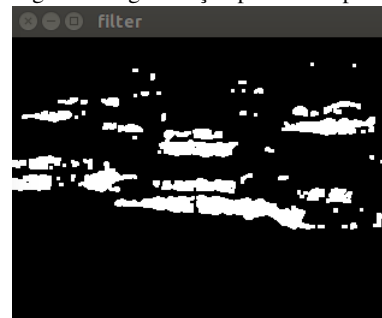


Figura 5. Segmentação por fluxo óptico



Conforme pôde ser observado, a técnica de subtração de fundo teve resultados mais consistentes e foram menos sensíveis ao ruído e à luminosidade, segmentando melhor o objeto em movimento. Nota-se que, mesmo com todos os pós-processamentos feitos no fluxo óptico, ainda não foi possível obter a forma do carro esperada e foram detectados mais ruídos de luminosidade, já que esse método detecta variações nas intensidades dos pixels ao longo do vídeo. Apesar disso, o método Horn-Shunck de fluxo óptico executa muito mais rápido do que a subtração de fundo, já que o último realiza mais cálculos para determinar o fundo de forma adaptativa.

Além desses resultados mostrados, ainda foram comparadas as técnicas em vídeos que os carros estão longes.

Nesse caso, percebe-se que os ruídos aparecem nos dois métodos e os movimentos são detectados de forma pior, visto que os objetos estão longes na cena e se movem devagar. Mesmo assim, o fluxo óptico teve resultados muito piores pois é mais sensível ao ruído e depende do limiar ótimo de otsu, que pode ser prejudicado devido a esses fatores.

5. Conclusão

Ficou claro os conceitos de segmentação de movimento e como esse algoritmo pode ser implementado a partir de várias técnicas. Entre elas, foi comparada subtração de fundo e fluxo óptico, e concluiu-se que a primeira apresenta maior robustez à ruído e à luminosidade, segmentando melhor objetos na cena, porém é mais caro computacionalmente. Já a segunda realiza seus cálculos rapidamente, porém na maior parte dos casos falha na segmentação do objeto, detectando o movimento de forma ruidosa.

Referências

- [1] F. Vidal and V. Alcade, “Motion segmentation in sequential images based on the differential optical flow.”
- [2] G. Bradski and A. Kaehler, *Learning OpenCV*, 1st ed. O’Reilly.
- [3] Forsyth and Ponce, *Computer Vision - A Modern Approach*, 1st ed. Pearson.
- [4] OpenCV API Reference. (2017, 31 Março). [Online]. Available: <http://docs.opencv.org/2.4/modules/refman.html>

[1] [2] [3] [4]