

**RICARDO LUÍS BARBOSA**

**CAMINHAMENTO FOTOGRAMÉTRICO  
UTILIZANDO O FLUXO ÓPTICO FILTRADO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas da Faculdade de Ciências e Tecnologia de Presidente Prudente da UNESP, para a obtenção do título de Doutor em Ciências (Área de concentração: Aquisição, Análise e Representação de Informações Espaciais).

**ORIENTADOR: PROF. DR. JOÃO FERNANDO CUSTÓDIO DA SILVA**

**CO-ORIENTADOR: PROF. DR. MESSIAS MENEGUETTE JÚNIOR**

**PRESIDENTE PRUDENTE**

2006

**RICARDO LUÍS BARBOSA**

**CAMINHAMENTO FOTOGRAMÉTRICO UTILIZANDO O  
FLUXO ÓPTICO FILTRADO**

**COMISSÃO JULGADORA**

**TESE PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR**

Presidente e orientador: Prof. Dr. João Fernando Custódio da Silva

2º Examinador : Prof. Dr. Valentin Obac Roda

3º Examinador : Prof. Dr. Almir Olivette Artero

4º Examinador : Prof. Dr. Antonio Maria Garcia Tommaselli

5º Examinador : Prof. Dr. Aluir Porfírio Dal Poz

**PRESIDENTE PRUDENTE, 24 DE MAIO DE 2006**

Ficha catalográfica elaborada pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação – UNESP  
– FCT – Campus de Presidente Prudente

Barbosa, Ricardo Luís.  
B212c Caminhamento fotogramétrico utilizando o fluxo óptico  
filtrado / Ricardo Luís Barbosa. – Presidente Prudente : [s.n.],  
2006

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista,  
Faculdade de Ciências e Tecnologia

Orientador: João Fernando Custódio da Silva  
Co-Orientador: Messias Meneguette Júnior

1. Cartografia. 2. Mapeamento móvel. 3. Fluxo óptico 4.  
Velocidade monocular. 5. Sequência de imagens I. Silva, João  
Fernando Custódio da. II. Meneguette Júnior, Messias. III.  
Título. CDD (18.ed.)623.71

Aos meus pais, João e Inêz (*in memoriam*)

À minha esposa, Nara Garcia

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao professor João Fernando Custódio da Silva, pela orientação, estímulo e principalmente pela paciência. Os acertos deste trabalho devo a ele e os erros são de minha exclusividade.

Ao professor Messias Meneguette Júnior pela co-orientação e estímulo.

Aos professores do programa de pós-graduação em Ciências Cartográficas, principalmente aos professores Aluir Porfírio Dal Poz, Antonio Maria Garcia Tommaselli, Arlete Aparecida Correia Meneguette, Julio Kiyoshi Hasegawa, Maurício Galo, Nilton Nobuhiro Imai e Vilma Mayumi Tachibana.

Ao amigo Rodrigo Bezerra de Araújo Gallis, que contribuiu de maneira inestimável para a conclusão deste trabalho.

Aos funcionários da seção de pós-graduação: Márcia Aparecida Iacia Silva, Erynat Fátima Fernandes e Ivonete Gomes de Andrade e à assessora administrativa Dirce Correia de Oliveira, pela atenção e gentileza no atendimento.

*“Nada somos além daquilo que recordamos”*

*Iván Izquierdo*

## RESUMO

Em certas condições, os sensores de orientação e posicionamento (INS e GPS) de um Sistema Móvel de Mapeamento Terrestre (SMMT) ficam indisponíveis por algum intervalo de tempo ocasionando a perda da orientação e do posicionamento das imagens capturadas neste intervalo. Neste trabalho, é proposta uma solução baseada apenas nas imagens sem a utilização de sensores ou informações externas às mesmas, através do fluxo óptico. Um sistema móvel com um par de vídeo câmaras, denominado Unidade Móvel de Mapeamento Digital (UMMD), foi utilizado para testar a metodologia proposta em uma via plana. As câmaras são fixadas em uma base com um afastamento entre as câmaras de 0,94m e paralelas ao eixo de deslocamento (Y). A velocidade do veículo é estimada, inicialmente, com base no fluxo óptico denso. Em seguida, a estimação da velocidade é melhorada após uma filtragem, que consiste em: utilizar os vetores que apresentam comportamento radial na metade inferior das imagens e que foram detectados pelo algoritmo de Canny, acrescida uma segunda etapa na estimação da velocidade com eliminação de erros grosseiros. Com a velocidade estimada e sabendo-se o tempo de amostragem do vídeo, o deslocamento de cada imagem é determinado e esta informação é utilizada como aproximação inicial para o posicionamento das câmaras. A orientação absoluta é feita com estimação dos parâmetros por meio de uma fototriangulação com parâmetros adicionais para cada imagem. Pontos homólogos selecionados manualmente no primeiro estéreopar fornecem as coordenadas no terreno por interseção fotogramétrica (supondo uma aproximação inicial para esta primeira base). Em seguida, novas bases vão sendo incluídas, uma por vez e a fototriangulação (a cada inclusão de base) realizada após a determinação automática (correlação a vante baseada em área) das novas fotocoordenadas (observações). Essa forma de orientação é aqui chamada de caminhamento fotogramétrico. Os resultados mostraram que a velocidade estimada ficou próxima da velocidade verdadeira e a qualidade do ajustamento se mostrou razoável, considerando-se a não utilização de sensores externos e de pontos de apoio.

Palavras-chave: mapeamento móvel, fluxo óptico, velocidade monocular, seqüência de imagens, orientação de imagens.

## ABSTRACT

Under certain conditions the positioning and orientation sensors such as INS and GPS of a land-based mobile mapping system may fail for a certain time interval. The consequence is that the images captured during this time interval may be misoriented or even may have no orientation. This thesis proposes a solution to orient the images based only on image processing and a photogrammetric technique without any external sensors in order to overcome the lack of external orientation. A land-based mobile mapping system with a pair of video cameras and a GPS receiver was used to test the proposed methodology on an urban flat road. The video cameras were mounted on the roof of the vehicle with both optical axes parallel to the main road axis (Y). The methodology is based on the velocity estimation of the vehicle, which is done in two steps. Initially, the dense optical flow is computed then the velocity estimation is obtained through a filtering strategy that consists of using radial vectors in the low parts of the images. These radial vectors are detected by the Canny algorithm. The vehicle velocity is re-estimated after eliminating the optical flow outliers. With the re-estimated velocity and with the video sampling time the spatial displacement of each image (with respect to the previous one of the sequence) is determined. The displacement is used as an approximation to the image position. Homologous points are manually selected in the first stereopair. Assuming an arbitrary orientation for the first pair, the corresponding object point coordinates are computed by photogrammetric intersection. The orientation is computed by phototriangulation with additional parameters. Following, new bases are included, one by one, and the phototriangulation is computed for every additional base. The photocoordinates are determined by forward area correlation. This process has been called photogrammetric bridging or traverse. The results show that the estimated velocity is pretty close to the true one and the quality of the least square adjustment is quite acceptable, considering that no external sensors were used.

Keywords: mobile mapping, optical flow, monocular velocity, image sequence, image orientation.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Ilustração esquemática da unidade móvel de mapeamento digital (UMMD).....	16
Figura 2 – Representação conceitual do caminhamento fotogramétrico.....	18
Figura 3 – Estéreopar.....	21
Figura 4 – Exemplo de uma seqüência com seis imagens.....	22
Figura 5 – Exemplo de uma seqüência com quatro estéreopares.....	23
Figura 6 – Exemplo de uma imagem da seqüência de Yosemite e o fluxo óptico correspondente.....	24
Figura 7 – Movimento 3D projetado no plano da imagem.....	25
Figura 8 – Ilustração do campo de movimento.....	26
Figura 9 – a) cilindro rotacionando b) campo de movimento c) fluxo óptico.....	26
Figura 10 – Problema da abertura.....	35
Figura 11 – Bordas detectadas com o algoritmo de Canny.....	39
Figura 12 – Derivada da função gaussiana.....	40
Figura 13 – Arranjo para obtenção da correspondência.....	42
Figura 14 – Estimação das derivadas parciais.....	46
Figura 15 – Regiões de interesse.....	49
Figura 16 – Padrão esperado para o fluxo óptico nas regiões.....	50
Figura 17 – Sistemas de fotocoordenadas e da imagem.....	52
Figura 18 – Geometria da condição de colinearidade para o caso terrestre.....	54
Figura 19 – Ilustração da correspondência a vante.....	57
Figura 20 – Esquema da matriz A.....	61
Figura 21 – Diagrama de blocos simplificado da metodologia.....	64
Figura 22 – Fluxos dos experimentos da tabela 1.....	69
Figura 23 – Gráfico dos resíduos x valores ajustados da velocidade.....	73
Figura 24 – Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s1e.....	74
Figura 25 – Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s2e.....	75
Figura 26 – Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s1d.....	75
Figura 27 – Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s2d.....	76
Figura 28 – Ilustração da quantidade de vetores na primeira etapa e na segunda etapa.....	77
Figura 29 – Fluxo computado com $\lambda = 0,5$ .....	82
Figura 30 – Gráfico de lambda x velocidade, s1 e 1 <sup>a</sup> . etapa.....	82
Figura 31 – Gráfico de lambda x velocidade, s1 e 2 <sup>a</sup> . etapa.....	83

Figura 32 – Gráfico de lambda x velocidade, s2 e 1 <sup>a</sup> . etapa.....	84
Figura 33 – Gráfico de lambda x velocidade, s2 e 2 <sup>a</sup> . etapa.....	84
Figura 34 – Distribuição dos pontos utilizados na primeira base.....	88
Figura 35 – Gráfico da qualidade do ajustamento.....	94

## LISTA DE TABELAS E QUADROS

Tabela 1 – Experimentos com a computação do fluxo óptico.....	66
Tabela 2 – Conjuntos de parâmetros para o algoritmo de Canny.....	70
Tabela 3 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 1$ e seqüência s1.....	71
Tabela 4 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 1$ e seqüência s2.....	72
Tabela 5 – Velocidade e desvio-padrão na primeira e segunda etapa.....	76
Tabela 6 – Quantidade de vetores e desvio-padrão na primeira e segunda etapa.....	76
Tabela 7 – Filtragem em duas etapas: $\lambda = 0,5$ e seqüência s1e.....	78
Tabela 8 – Filtragem em duas etapas: $\lambda = 0,5$ e seqüência s2e.....	79
Tabela 9 – Filtragem em duas etapas: $\lambda = 0,5$ e seqüência s1d.....	80
Tabela 10 – Filtragem em duas etapas: $\lambda = 0,5$ e seqüência s2d.....	81
Tabela 11 – Velocidade estimada apenas nas regiões de interesse .....	85
Tabela 12 – Velocidade estimada apenas nas regiões de interesse com o padrão radial.....	86
Tabela 13 – Velocidade estimada nas regiões de interesse e Canny.....	86
Tabela 14 – Configurações comuns.....	87
Tabela 15 – Coordenadas dos pontos no terreno.....	88
Quadro 1 – Orientação inicial e variâncias para os parâmetros em comum.....	89
Quadro 2 – Resumo do resultado da fototriangulação básica.....	90
Quadro 3 – Resumo do resultado da fototriangulação com injeção de base.....	91
Quadro 4 – Resumo do resultado da fototriangulação com injeção de base e velocidade como parâmetro.....	92
Quadro 5 – Resumo do resultado da fototriangulação com injeção de base e injeção de velocidade.....	93
Tabela 16 – Valores calculados e tabelados da distribuição qui-quadrado.....	95
Tabela 17 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 10$ e seqüência s1.....	109
Tabela 18 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 10$ e seqüência s2.....	110
Tabela 19 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 20$ e seqüência s1.....	111
Tabela 20 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 20$ e seqüência s2.....	112
Tabela 21 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 30$ e seqüência s1.....	113
Tabela 22 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 30$ e seqüência s2.....	114
Tabela 23 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 40$ e seqüência s1.....	115
Tabela 24 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 40$ e seqüência s2.....	116

Tabela 25 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 50$ e seqüência s1.....	117
Tabela 26 – Experimentos com parâmetros de Canny: $\lambda = 50$ e seqüência s2.....	118

## SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	14
1.1 Unidade de Mapeamento Móvel Digital.....	15
1.2 Caminhamento fotogramétrico.....	17
1.3 Proposição ou tese.....	18
1.4 Objetivos.....	19
1.5 Estrutura da tese.....	20
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	21
2.1 Fluxo óptico.....	24
2.2 Métodos para a computação do fluxo óptico.....	28
2.3 Problema da abertura.....	33
2.4 Computação da velocidade translacional.....	37
2.5 Algoritmo de Canny.....	39
2.6 Correspondência.....	42
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	44
3.1 Método de Horn e Schunck.....	45
3.2 Regiões de interesse.....	49
3.3 Cálculo da velocidade translacional estimada em duas etapas.....	50
3.4 Equações de colinearidade para o caso terrestre.....	51
3.5 Correspondência a vante.....	57
3.6 Autocalibração fotovariante.....	58
3.7 Injunção da base e da velocidade.....	62
3.8 Diagrama de blocos simplificado da metodologia.....	63
4 EXPERIMENTOS, RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	65
4.1 Computação do fluxo óptico.....	65
4.2 Estimação da velocidade.....	70
4.3 Computação da velocidade com segunda etapa.....	74
4.4 Redução do fator lambda.....	78
4.5 Síntese dos resultados da estimação da velocidade.....	85
4.6 Resultados da autocalibração fotovariante.....	87
4.6.1 Resultados da fototriangulação básica.....	90

4.6.2 Resultados da fototriangulação tendo a base como injunção.....	91
4.6.3 Resultados da fototriangulação com injunção da base e velocidade como parâmetro.....	92
4.6.4 Resultados da fototriangulação utilizando a base e a velocidade como injunções.....	93
5 CONCLUSÕES.....	96
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	99
APÊNDICES.....	102

## **1 INTRODUÇÃO**

Em geral um Sistema Móvel de Mapeamento Terrestre (SMMT) consiste na integração de sensores para se fazer a navegação e a coleta de dados. Esses sensores são classificados em duas categorias (TAO; CHAPMAN; CHAPLIN, 2001): posicionamento e mapeamento. Os sensores de posicionamento podem ser externos ou internos. Exemplo de sensor de posicionamento externo é o GPS (*Global Positioning System*) e de sensor interno o INS (*Inertial Navigation System*). Os sensores de mapeamento são classificados em passivos ou ativos. Os passivos são câmaras de vídeo ou fotográficas e um sistema de varredura laser (*laser scanner*) é exemplo de sensor de mapeamento ativo.

Os sensores de posicionamento fornecem de maneira sincronizada a orientação exterior dos sensores de mapeamento, de tal forma que os elementos de orientação exterior são conhecidos e a reconstrução tridimensional pode ser efetuada diretamente utilizando pontos ou feições correspondentes.

São várias as aplicações de um SMMT, como por exemplo: utilização em administrações municipais para localização, visualização e gerenciamento das informações referentes a um arruamento, a um lote ou edificações; interesses de empresas e órgãos públicos relacionados ao planejamento, construção, conservação e utilização de rodovias; serviços de utilidade pública, como água, esgoto, energia elétrica, telefonia entre outros.

Quando um SMMT possui uma câmara de vídeo, a quantidade de imagens disponíveis para fins de mapeamento é muito grande e o processamento das seqüências de imagens adquiridas pode ser dividido em extração de informações e determinação da trajetória baseada em imagens.

A extração de atributos em cada imagem de um estéreopar; o estabelecimento de correspondência espacial e temporal (movimento) e a determinação dos

parâmetros de orientação das imagens subseqüentes é chamada de ponte entre imagens (TAO; CHAPMAN; CHAPLIN, 2001).

O georreferenciamento destas imagens é o ponto de partida para o processamento automático do mapeamento móvel de seqüências de imagens e é essencialmente um problema de determinação da trajetória (HAFSKJOLD et al., 2000).

Em geral os sistemas móveis de mapeamento possuem, além do sensor GPS, o sensor INS para auxiliar a navegação ou posicionamento e atitude de cada câmara, quando o sinal GPS não está disponível por alguma razão, o que é muito comum no caso do mapeamento móvel urbano. Mas o INS tem um ciclo de degradação muito rápido, o que obriga a um reposicionamento periódico do sensor (SILVA; CAMARGO; GALLIS, 2003). Além disso, existem situações em que ambos os sinais não estão disponíveis, o que indica a necessidade de se procurar soluções para esse problema utilizando as imagens que foram capturadas durante o deslocamento do móvel. Alguns dos principais centros de pesquisas em mapeamento móvel estão buscando soluções para resolver o problema da falta de georreferenciamento das imagens (RONCELLA; REMONDINO; FORLANI, 2005; TAO; CHAPMAN; CHAPLIN, 2001).

### **1.1 Unidade de Mapeamento Móvel Digital**

No Laboratório de Mapeamento Móvel da Unesp - campus de Presidente Prudente, existe um sistema de mapeamento móvel denominado Unidade Móvel de Mapeamento Digital (UMMD) (SILVA; CAMARGO; GALLIS, 2003; SILVA et al., 2000) constituído de um veículo, um par de câmaras de vídeo digital Sony DSR 200A, uma antena GPS Ashtech Reliance, um computador portátil Fujitsu Lifebook e um conjunto de equipamentos a bordo para sincronizar o sinal do GPS com as imagens de vídeo (figura 1).

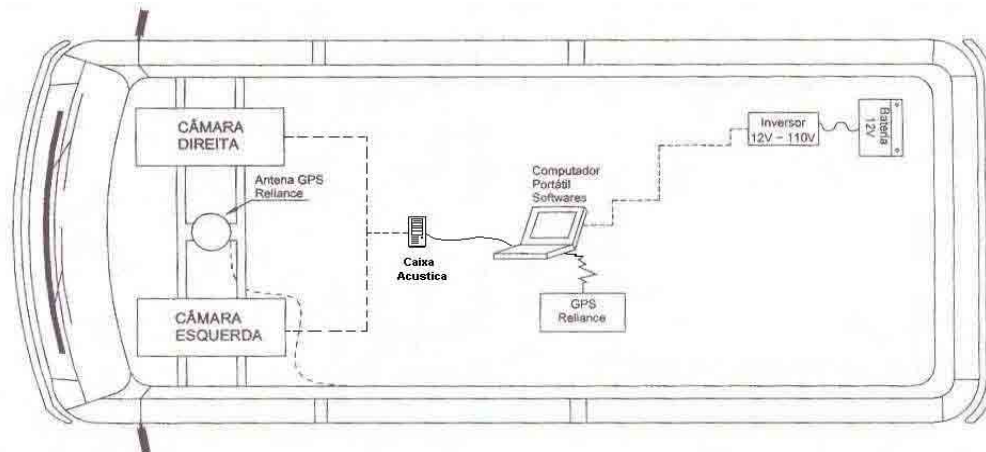


Figura 1 - Ilustração esquemática da unidade móvel de mapeamento digital (UMMD)

Vários trabalhos foram desenvolvidos no laboratório para capacitar recursos humanos e prover metodologias, principalmente em programas de computador, para dar funcionalidade ao sistema de mapeamento móvel. Em um dos principais trabalhos (OLIVEIRA; SILVA, 2001; OLIVEIRA et al., 2003) foi implementado um Banco de Imagens Georreferenciadas (BIG), que pressupõe a orientação de estéreopares de imagens para fins de interseção fotogramétrica.

Nos levantamentos realizados com a UMMD as posições das câmaras são amostradas a cada um segundo pelo GPS e como a taxa de captura das imagens pelas câmaras para formar o vídeo é de 30 quadros por segundo, uma grande massa de informações (imagens) não são utilizadas diretamente pois não estão parcialmente georreferenciadas. Como não se dispõe de um sensor INS, além da dificuldade de orientar as imagens, ocorre também uma outra dificuldade para georreferenciar as imagens quando o sinal GPS é perdido, por conta da geometria dos satélites ou por obstrução de edificações ou vegetação, por exemplo.

## **1.2 Caminhamento fotogramétrico**

Neste trabalho, é apresentada uma metodologia híbrida para posicionar e orientar uma seqüência de imagens quando não se têm sensores externos, ou quando da existência destes, o sinal fica indisponível em algum trecho do levantamento. Esta metodologia combina técnicas fotogramétricas e de visão computacional (fluxo óptico) para posicionar e orientar uma seqüência de pares estereoscópicos de imagens tomadas em uma via plana de transporte, sem a utilização de sensores externos. Essa metodologia visa contribuir com a automação do caminhamento fotogramétrico (SILVA, 1997), que conceitualmente consiste em responder a pergunta: "onde estou, de onde vim e para onde vou?".

De uma forma mais detalhada, o caminhamento fotogramétrico é um modo especial de levantamento fotogramétrico baseado em sucessivos pares estereoscópicos de imagens terrestres tomadas ao longo da trajetória, obtidas de tal modo que a base estereoscópica (distância entre os centros perspectivos das câmaras) seja posicionada aproximadamente perpendicular ao eixo (Y) do levantamento ou que os eixos ópticos sejam aproximadamente paralelos ao referido eixo do levantamento (SILVA, 1997).

A figura 2 ilustra o conceito, onde os segmentos  $ED_i$  representam as bases estereoscópicas no instante  $i$  e as posições em que são efetuadas as tomadas das imagens. Dessa forma,  $E_1$  e  $D_1$  representam os centros perspectivos das câmaras da esquerda e da direita da base estereoscópica (estéreo-base) no instante  $t_1$ , e assim sucessivamente nos demais instantes.

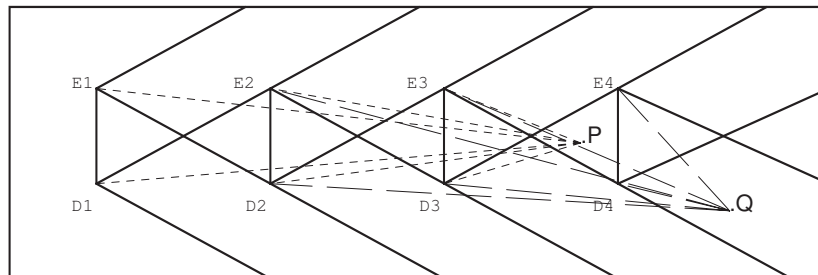


Figura 2 - Representação conceitual do caminhamento fotogramétrico  
 Fonte: adaptado de Silva (1997)

Um ponto P situado entre a terceira e quarta bases pode aparecer também nas imagens tomadas nas bases 1 e 2. Sua posição espacial  $(X, Y, Z)$ , com respeito a um referencial no espaço objeto, pode ser calculada por simples interseção usando os dados do terceiro par, ou dupla interseção com as fotos da segunda e terceira bases ou ainda por tripla interseção das seis imagens que o registram  $(E_1, D_1, E_2, D_2, E_3, D_3)$ . Generalizando este princípio chega-se ao conceito de fototriangulação com a particularidade de que a escala varia acentuadamente em cada imagem. Isso se deve ao fato de que o afastamento  $(Y_p)$  do ponto objeto P à base varia desde poucos metros até dezenas de metros à sua frente. Esta é uma das principais causas que impedem uma automação com alta qualidade na fototriangulação de um SMMT.

### **1.3 Proposição ou tese**

A metodologia proposta neste trabalho não exige sensores de posicionamento, e uma tarefa fundamental é resolver este problema, usando uma estimativa da velocidade do veículo baseada apenas em imagens, utilizando o fluxo óptico. Em visão computacional, a estimativa da velocidade é utilizada na navegação passiva (*passive navigation* ou *egomotion*), que é a habilidade de um agente autônomo determinar seu movimento em relação ao ambiente (BRANCA; STELLA; DISTANTE, 2000). Em geral, são

utilizados dois parâmetros para a navegação passiva: a direção do movimento (*heading direction*) e o tempo para colisão (*time-to-collision*). Aqui, a velocidade será utilizada para fornecer uma estimativa da posição relativa das câmaras.

Com a estimação da velocidade das câmaras e conhecendo-se o tempo entre cada base, que é dado pela frequência de amostragem das imagens, são computadas aproximações iniciais para a posição do centro perspectivo (CP) de cada imagem. Com tal aproximação e pontos correspondentes medidos manualmente nas imagens da primeira base, é realizada uma fototriangulação com autocalibração fotovariante para posicionar e orientar as imagens subseqüentes, automatizando, a partir daí, o caminhamento fotogramétrico.

#### **1.4 Objetivos**

O objetivo geral deste trabalho é:

- Contribuir com uma metodologia híbrida utilizando técnicas fotogramétricas e de visão computacional, para determinar o posicionamento relativo e a orientação exterior de pares estereoscópicos de uma seqüência de imagens adquiridas por um par de câmaras de vídeo digital.

Especificamente os objetivos são:

- Fazer a automação do caminhamento fotogramétrico da UMMD, sem a utilização de sensores externos, a partir de pontos extraídos manualmente no estéreopar inicial da seqüência;
- Fornecer imagens referenciadas para a base de dados do Banco de Imagens Georreferenciadas (BIG).

## **1.5 Estrutura da tese**

Neste trabalho no capítulo 2 é feita uma revisão da computação do fluxo óptico, dando ênfase ao método diferencial; a estimação da velocidade translacional (utilizando o fluxo óptico monocular); a detecção de bordas pelo algoritmo de Canny e a correspondência baseada em área, que é utilizada juntamente com a interseção fotogramétrica para fornecer as observações dos pares quando do caminhamento.

No capítulo 3 a metodologia é detalhada mostrando a computação do fluxo óptico com o método de Horn e Schunck, a estimação da velocidade com o fluxo óptico monocular filtrado e o modelo matemático da fototriangulação.

No capítulo 4 são mostrados os resultados dos experimentos realizados com seqüências de imagens obtidas em um levantamento feito com a UMMD com as respectivas análises e discussões.

Finalmente, no capítulo 5 são feitas as conclusões, as considerações finais e os apontamentos para os trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo é apresentada a fundamentação matemática do fluxo óptico, algumas definições básicas e apontamentos para diversas técnicas de computação do fluxo óptico com ênfase nas técnicas diferenciais. Traz também, uma breve revisão sobre o algoritmo de Canny para detecção de bordas (que será utilizado para a filtragem do fluxo óptico) e do problema da correspondência, utilizada no caminhamento fotogramétrico.

Inicialmente algumas definições se fazem necessárias. Um par de imagens significa um par estéreo ou estéreopar (figura 3), ou seja, a imagem da esquerda e da direita tomadas no mesmo instante, com os eixos horizontais paralelos separados por uma distância fixa (base estereoscópica ou simplesmente base) com sobreposição suficiente para medidas fotogramétricas, sendo que os eixos horizontais são ortogonais à base.



Figura 3 - Estéreoopar

A denominação seqüência de imagens é entendida como um conjunto de imagens consecutivas referentes a uma câmara (esquerda ou direita). Na figura 4 aparece uma seqüência com seis imagens tomadas com a câmara esquerda.



a)



b)



c)



d)



e)



f)

Figura 4 - Exemplo de uma seqüência com seis imagens

Seqüência de pares de imagens é um conjunto de estéreopares (esquerda e direita) consecutivos (figura 5).



a)



b)



c)



d)



e)



f)



g)



h)

Figura 5 – Exemplo de uma seqüência com quatro estéreopares

## 2.1 Fluxo óptico

Fluxo óptico é a distribuição 2D da velocidade aparente do movimento dos padrões de intensidade no plano da imagem. Em outras palavras, o campo do fluxo óptico consiste de um campo denso de velocidade onde cada pixel no plano da imagem está associado com um único vetor de velocidade, amostrado em uma malha para fins de visualização, chamada de diagrama de agulhas (*needle map*) (figura 6).

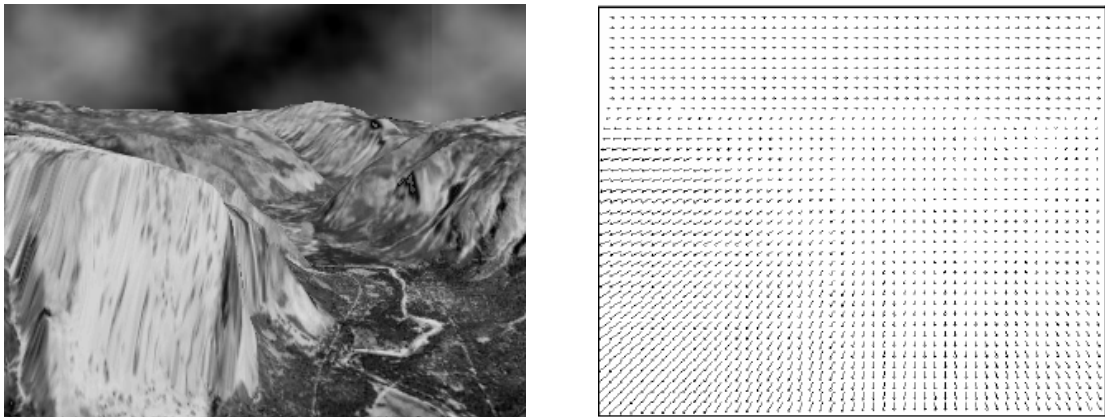


Figura 6 - Exemplo de uma imagem da seqüência de Yosemite e o fluxo óptico correspondente  
Fonte: BARRON; FLEET; BEAUCHEMIN, 1994

Se for conhecido o intervalo de tempo entre duas imagens consecutivas, os vetores de velocidade podem ser convertidos em vetores de deslocamento e vice-versa (SHI; SUN, 2000).

O movimento 2D é aquele no plano da imagem causado pelo movimento no cenário 3D, ou seja, é a projeção (em geral perspectiva) do movimento 3D da cena no plano da imagem, conforme ilustrado na figura 7.

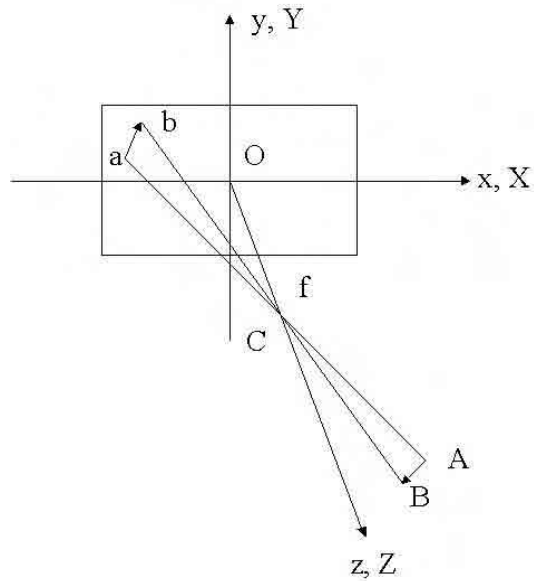


Figura 7 - Movimento 3D projetado no plano da imagem  
 Fonte: adaptado de Shi e Sun (2000)

Na figura 7 um ponto A no sistema de coordenadas do espaço objeto OXYZ se move no sentido do ponto B, formando um vetor deslocamento  $\overrightarrow{AB}$ . O ponto C é o centro perspectivo (centro óptico) da câmara e f a distância focal. A correspondente projeção perspectiva deste deslocamento é o vetor  $\overrightarrow{ab}$  no sistema de coordenadas da imagem Oxyz.

A representação 2D de um movimento 3D é chamada de campo de movimento, no qual cada ponto está associado a um vetor velocidade correspondendo à direção, velocidade e distância a partir do observador em um sistema apropriado. A figura 8 ilustra o campo de movimento de dois objetos se movendo em uma seqüência de imagens.

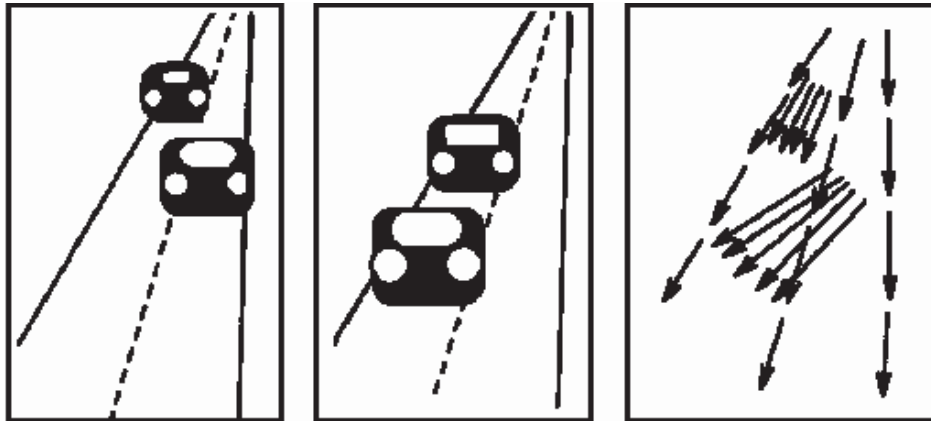


Figura 8 - Ilustração do campo de movimento  
 Fonte: adaptado de Sonka; Hlavac e Boyle (1999)

Como o fluxo óptico é causado pelo movimento dos padrões de intensidade no plano da imagem, o movimento 2D e o fluxo óptico podem ser diferentes. Para ilustrar isso, a figura 9 mostra um cilindro com faixas paralelas e inclinadas, sendo rotacionado no eixo Z (figura 9a). O campo do movimento é mostrado na figura 9b e o fluxo óptico na figura 9c.

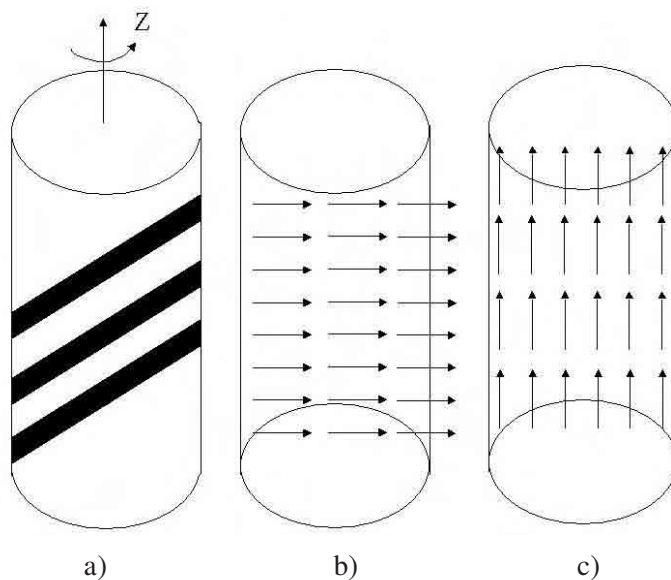


Figura 9 - a) Cilindro rotacionando b) campo de movimento c) fluxo óptico

Um outro exemplo é apresentado em Horn e Schunck (1981): uma esfera com textura uniforme é rotacionada no espaço em torno do seu eixo, com velocidade constante. Se não houver mudança na iluminação e todas as outras condições não mudarem, não haverá mudança no brilho da imagem e conseqüentemente o fluxo óptico é nulo, mas o movimento 2D não é.

Por outro lado, se uma cena onde os objetos estão parados tiver mudança na iluminação, o campo de movimento 2D é nulo, porém o fluxo óptico será diferente de zero. Em certas condições, o fluxo óptico e o movimento 2D podem ser equivalentes (SHI; SUN, 2000).

A computação do fluxo óptico ou velocidade da imagem é um problema fundamental no processamento de seqüências de imagens (TEKALP, 1995) e pode auxiliar em várias tarefas, tais como interpretação de cena, navegação exploratória, acompanhamento de objetos, avaliação de tempo para colisão, segmentação de objetos, codificação de vídeo, visão de robôs etc.

Em problemas como a simples detecção de movimento, usando apenas a diferença entre duas imagens, é possível estabelecer se houve movimento ou não. Esse esquema, em geral, é usado em equipamentos de segurança, cuja configuração básica possui apenas uma câmara estática.

A detecção de objetos se movimentando na cena, ou a câmara se movimentando e os objetos parados ou ainda a câmara e os objetos se movendo, são problemas mais difíceis em comparação com a detecção do movimento. Outros problemas mais complexos incluem a detecção do objeto (se movendo em ambiente com vários objetos), a detecção da trajetória desses objetos e a predição das trajetórias.

A análise do movimento é chamada de análise dinâmica de imagens e é baseada em um pequeno número de imagens em uma seqüência, algumas vezes duas ou três

imagens. Esse caso é similar a uma análise estática de imagens e o movimento é atualizado através da correspondência entre pares de pontos de interesse ou feições/regiões nas imagens subseqüentes (TEKALP, 1995).

Uma outra abordagem para a análise de movimentos utiliza o cálculo do fluxo óptico onde uma pequena diferença de tempo entre as imagens é requerida e não devem ocorrer mudanças significativas entre duas imagens consecutivas. A computação do fluxo óptico resulta na direção e velocidade dos pontos na imagem. Um objetivo imediato da análise de imagens baseada em fluxo óptico é determinar o campo de movimento. O fluxo óptico nem sempre corresponde ao verdadeiro campo de movimento por causa das mudanças de iluminação conforme visto anteriormente, mas representa uma aproximação dele (SHI; SUN, 2000).

## **2.2 Métodos para a computação do fluxo óptico**

Os métodos para a computação do fluxo óptico podem ser classificados em três grupos principais: técnicas diferenciais, técnicas de correlação e técnicas baseadas em frequência/energia. Em (BEAUCHEMIN; BARRON, 1995) é possível encontrar uma extensa referência sobre estes três grupos principais.

As técnicas baseadas em frequência utilizam filtros sensíveis à orientação no domínio da transformada de Fourier, pois movimentos aleatórios ou um padrão difícil de ser detectado com métodos baseados em feições ou correlação, podem ser extraídos de uma maneira relativamente fácil (VERNON, 1999). Outros trabalhos utilizam a transformada wavelet para estimar o fluxo óptico (CASTELLANO; BOYCE; SANDLER, 2000; LIU; ROSENFELD; CHELLAPPA, 2002; WU et al., 1998).

A técnica para computação do fluxo óptico baseada em correlação (*matching*) é utilizada quando a diferenciação numérica é impraticável por causa de um pequeno suporte temporal (poucos quadros) ou uma pequena razão sinal/ruído, dificultando os métodos baseados em frequência (BEAUCHEMIN; BARRON, 1995).

A correlação pode ser feita baseada em área ou em feições. Um problema com a correlação baseada em feições é que nem sempre elas estão disponíveis para estabelecer a correspondência, o que pode causar resultados fracos ou até mesmo errados. Outro fator de complicação é a oclusão, implicando em erros na correlação (GIACHETTI, 2000; SHI; SUN, 2000).

Nas técnicas diferenciais a hipótese inicial para a computação do fluxo óptico é a de que a intensidade entre quadros diferentes em uma seqüência de imagens é aproximadamente constante em um intervalo de tempo pequeno (como é o caso na UMMD com as câmaras de vídeo), ou seja, em um pequeno intervalo de tempo o deslocamento será mínimo (HORN, 1986).

A velocidade da imagem é computada a partir das derivadas espaço-temporal da intensidade na imagem. A intensidade na imagem (domínio) é assumida como contínua (ou diferenciável) no espaço e no tempo. Isso pode ser escrito usando a seguinte expressão (HORN; SCHUNCK, 1981):

$$I(\vec{x};t) \approx I(\vec{x} + \partial\vec{x}, t + \partial t) \quad (1)$$

onde  $I(\vec{x};t)$  é a função de intensidade da imagem,  $\vec{x} = (x, y)$  é o vetor posição na imagem e  $\partial\vec{x}$  é o deslocamento de uma região da imagem em  $(\vec{x};t)$  após o tempo  $\partial t$ .

Expandindo o lado direito da equação (1) por série de Taylor:

$$I(\bar{x};t) + \nabla I \cdot \partial \bar{x} + \partial t I_t + O^2 \quad (2)$$

onde,  $\nabla I = (I_x, I_y)$  é o gradiente espacial da intensidade;  $I_t$  a derivada parcial de primeira ordem em relação ao tempo de  $I(\bar{x};t)$ , e  $O^2$  os termos de segunda ordem em diante, que em geral podem ser desprezados. Igualando as equações (1) e (2), subtraindo  $I(\bar{x};t)$  em ambos os lados e dividindo por  $\partial t$ , têm-se:

$$\nabla I \cdot \frac{\partial \bar{x}}{\partial t} + I_t = 0 \Rightarrow \nabla I \cdot \vec{v} + I_t = 0 \quad (3)$$

onde  $\vec{v} = (u, v) = \left( \frac{\partial x}{\partial t}, \frac{\partial y}{\partial t} \right)$  é a velocidade na imagem. A equação (3) é chamada de equação de restrição do fluxo óptico e define uma restrição local única sobre o movimento na imagem (BARRON; FLEET; BEAUCHEMIN, 1994; HORN; SCHUNCK, 1981).

Essa restrição não é suficiente para determinar as componentes de  $\vec{v}$ , pois a equação (3) possui duas incógnitas e então esse problema tem infinitas soluções (mal posto). Somente a componente do movimento na direção do gradiente local da imagem pode ser estimada.

Esse problema é conhecido como problema da abertura e é um termo derivado da óptica (SHI; SUN, 2000) e somente nas regiões da imagem onde existe variação de intensidade suficiente o movimento pode ser completamente estimado com o uso da equação de restrição do fluxo óptico (equação 3).

Um item importante no problema da abertura é o fluxo óptico normal, que é a componente do fluxo óptico na direção apontada pelo gradiente da intensidade local e é o único movimento no plano da imagem que pode ser determinado.

A velocidade normal na direção do gradiente espacial  $\nabla I$  é dada por:

$$\vec{v}_\perp = \frac{-I_t \nabla I}{\|\nabla I\|} \quad (4)$$

então o cálculo da derivada espaço-temporal permite a recuperação da velocidade normal.

A acurácia das técnicas diferenciais depende principalmente da estimação das derivadas parciais da função de intensidade da imagem. O método de diferenças finitas é o mais utilizado por ser simples, porém ele não consegue fazer a distinção entre dados verdadeiros e ruídos e para eliminar ou reduzir esses problemas é realizada uma suavização na imagem com um filtro gaussiano, por exemplo.

Alguns autores (ZHANG; LI; LI, 2002) propuseram uma filtragem espaço-temporal para melhorar a acurácia da estimação do fluxo óptico em algoritmos diferenciais, melhorando significativamente o erro da computação do fluxo na seqüência de imagens do vale de Yosemite. A aplicação em imagens naturais, também mostrou uma melhora qualitativa através do diagrama de agulhas, mas não teve medida quantitativa, pois não se conhecia o verdadeiro movimento da cena.

Um algoritmo chamado na literatura de algoritmo de Lucas e Kanade (BARRON; FLEET; BEAUCHEMIN, 1994) assume que o fluxo é constante em uma pequena vizinhança denotada por  $\Omega$  e usa uma função objetivo:

$$\sum_{(x,y) \in \Omega} w^2(x,y) [I_x u + I_y v + I_t]^2$$

onde  $w(x,y)$  é uma janela que dá um peso maior na região central de  $\Omega$  e o segundo termo elevado ao quadrado é a equação de restrição do fluxo óptico (equação 3). A determinação do fluxo se dá por mínimos quadrados.

Uma solução para casos de oclusão devido ao movimento utiliza três imagens, computando o módulo da equação (3) para a imagem no tempo  $t - 1$  e no tempo  $t + 1$ . O gradiente a ser usado na imagem do tempo  $t$  é o menor gradiente escolhido entre aqueles dois (SUN; HAYNOR; KIM, 2000). Segundo os autores os problemas de oclusão são minimizados dessa maneira.

Um método que combina o algoritmo de Horn e Schunck com o algoritmo de Lucas e Kanade produziu bons resultados, apesar do custo computacional elevado para aplicações em tempo real (BRUHN et al., 2003). Neste método, técnicas numéricas modernas para resolução de sistemas de equações são utilizadas, combinando a qualidade do fluxo óptico do algoritmo de Horn e Schunck com o método de Lucas e Kanade, o qual é robusto a ruídos.

Para redução do número de vetores utilizado na computação do fluxo óptico Oliveira e Roda (2002) utilizam o método de Cabestaing, que consiste em fazer a diferença entre as imagens no tempo  $t$  e  $t + 1$  e aplicar o filtro de Sobel para detectar as bordas em movimento. O fluxo óptico é calculado nas regiões onde aparecem as diferenças.

Na prática, a condição de que a intensidade varia pouco entre os quadros, dificilmente acontece na imagem toda e deve-se assumir que essas condições são satisfeitas apenas localmente no plano da imagem. O grau em que essas condições são satisfeitas determina a acurácia com a qual o fluxo óptico aproxima o movimento da imagem.

Métodos locais e globais de primeira e segunda ordem baseados na equação (3) podem ser usados para computar o fluxo óptico. Nos métodos globais, junto com a equação (3), uma restrição global deve ser adicionada, usualmente um termo de suavização, para computar o fluxo óptico sobre grandes regiões da imagem. Métodos locais usam informação da velocidade normal em uma vizinhança, ajustando a velocidade por mínimos

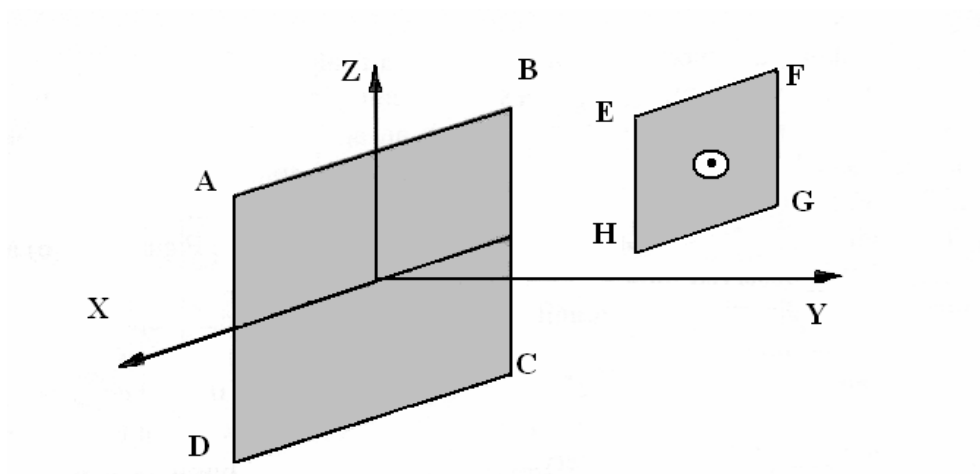
quadrados. O tamanho da vizinhança determina se uma técnica é global ou local (SHI; SUN, 2000).

O processo de se determinar o movimento 2D é complexo, pois, além de envolver o movimento do sensor, existe o movimento de objetos na cena, que causam oclusões, dificultando a estimação do fluxo óptico. Outro aspecto importante em situações reais é a vibração da câmara, causada por ondulações e buracos na superfície de deslocamento do veículo; também não deve ser desprezada a mudança de iluminação do ambiente, onde sombras e nuvens modificam a intensidade das imagens.

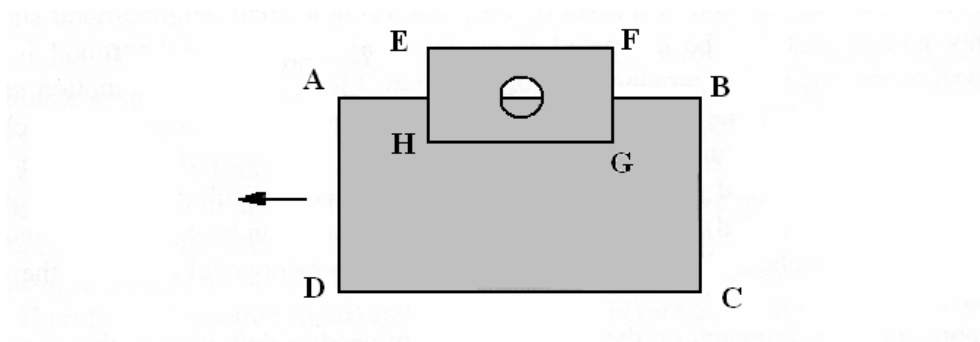
### **2.3 Problema da abertura**

O problema da abertura é um aspecto importante na computação do fluxo óptico. Aberturas são janelas de várias formas, como circular, semicircular ou retangular. De uma forma simplificada, o problema da abertura na análise do movimento se refere ao problema que ocorre quando o movimento é observado através de uma abertura. Marr (1982) mostrou que quando uma aresta em movimento é observada através de uma pequena abertura, somente a componente do movimento ortogonal à aresta pode ser medido.

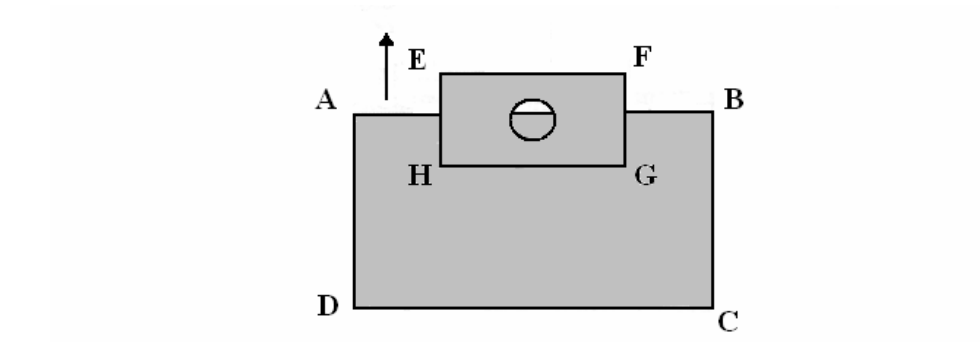
Na figura 10a um retângulo ABCD é localizado no plano XOZ. Uma janela retangular EFGH com uma abertura circular é perpendicular ao eixo Y. As figuras 10b e 10c mostram o que é observado quando o retângulo ABCD se move ao longo do eixo X e Z com velocidade uniforme. Uma vez que a abertura circular é pequena e a reta AB é grande, nenhum movimento é observado (figura 10b). Na figura 10c o movimento para cima pode ser observado. Na figura 10d o canto superior direito do retângulo ABCD aparece. Neste caso a translação ao longo de qualquer direção no plano XOZ pode ser observada.



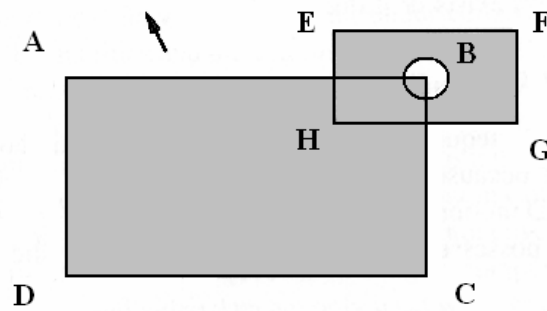
a)



b)



c)



d)

Figura 10 - Problema da abertura  
 Fonte: adaptado de Shi e Sun (2000)

Este fenômeno ilustra o fato de que algumas vezes é impossível estimar o movimento de um pixel somente observando uma pequena vizinhança dele. O único movimento que pode ser estimado em uma pequena vizinhança é o movimento ortogonal à borda. Na figura 10b não existe movimento ortogonal ao contorno AB em movimento; o movimento é alinhado com a borda AB, o qual não pode ser observado pela abertura. Na figura 10c o retângulo está subindo, e é ortogonal ao movimento horizontal do contorno AB. Na figura 10d, qualquer translação no plano XOZ pode ser decomposta na horizontal e vertical. Uma destas duas componentes é ortogonal a um dos contornos em movimento AB ou BC.

Em regiões com grande variação na intensidade, como em cantos ou texturas não uniformes, o movimento verdadeiro pode ser estimado. Em (SINGH apud SHI; SUN, 2000) uma discussão mais apropriada é colocada, na qual o problema da abertura deve sempre ser considerado, em menor ou maior grau, ao invés de um problema dicotômico (existe ou não existe).

A estimação do movimento em seqüência de imagens, incluindo a estimação do fluxo óptico, pertence à categoria de problemas inversos: procura-se inferir o movimento a partir de imagens 2D, o qual é uma projeção perspectiva do movimento 3D. Um problema matemático é bem posto se ele possui uma das três características (SHI; SUN, 2000):

- i) Existência: a solução existe;
- ii) Unicidade: a solução é única;
- iii) Continuidade: quando o erro nos dados tende a zero, o erro na solução também tende a zero.

Problemas inversos geralmente não têm solução. No caso da esfera rotacionando com velocidade uniforme e iluminação fixa, a solução da estimação do movimento não é possível uma vez que nenhum movimento pode ser obtido a partir das imagens. O problema da abertura é um caso no qual a solução do movimento pode não ser única. Na figura 10b não é possível dizer unicamente se o contorno AB está parado ou se movimentando horizontalmente. Se o contorno está se movimentando horizontalmente, não se pode conhecer a velocidade.

Na determinação do fluxo óptico, a computação é sensível ao ruído, isto é, um pequeno erro nos dados pode produzir um grande erro na solução. A estimação do movimento a partir de uma seqüência de imagens tem os três aspectos negativos: não existência de solução, não unicidade e descontinuidade, também referida como instabilidade na solução (SHI; SUN, 2000).

Mas uma redução dos erros nos dados pode implicar em uma melhora significativa na solução. A busca para melhorar os resultados de problemas mal postos resultou em uma teoria unificada: a teoria da regularização de problemas mal postos. Em muitos métodos de computação do fluxo óptico, são propostas técnicas de regularização para tornar o problema bem posto e melhorar a acurácia da determinação do fluxo (SHI; SUN, 2000).

O fluxo óptico pode ser exatamente extraído do movimento da imagem se as seguintes condições estiverem satisfeitas: iluminação uniforme, reflectância Lambertiana

(brilho igual em todas as direções) e translação paralela ao plano da imagem (BARRON; FLEET; BEAUCHEMIN, 1994).

Apesar da computação do fluxo óptico ser uma área bastante explorada, a redução do erro na estimação do fluxo ainda permanece um problema difícil. A literatura apresenta poucos casos com imagens tomadas em ambientes externos e não controlados, o que dificulta em muito as condições para estimação do fluxo. Além disso, nas ciências cartográficas, poucos trabalhos foram feitos integrando métodos de fluxo óptico e fotogrametria.

#### **2.4 Computação da velocidade translacional**

Para estimar a velocidade da base no sentido do eixo Y, o seguinte modelo para a velocidade translacional do veículo paralela ao eixo óptico da câmara é utilizado (GIACHETTI; CAMPANI; TORRE, 1998; PRAZDNY, 1980):

$$\begin{aligned}u &= \frac{\omega}{f}x^2 + \frac{V}{hf}xy + \omega f \\v &= \frac{\omega}{f}xy + \frac{V}{hf}y^2\end{aligned}\tag{5}$$

onde  $(u, v)$  são as componentes do vetor do fluxo óptico,  $f$  é a distância focal da câmara,  $h$  é a altura da câmara a partir do chão,  $\omega$  é a velocidade angular,  $V$  é a velocidade translacional e  $(x, y)$  são as coordenadas no plano da imagem.

As equações (5) descrevem o movimento 2D quando o veículo percorre um piso plano com o cenário fixo, ou seja, é considerado apenas o movimento da câmara fixada no teto do veículo. Esse tipo de movimento é conhecido como navegação passiva

(GIACHETTI; CAMPANI; TORRE, 1998) e os autores afirmam que a velocidade estimada pode ser até 200% diferente da verdadeira.

Tomando  $n$  vetores do fluxo óptico, as equações (5) podem ser escritas assim:

$$\begin{bmatrix} f + \frac{x_1^2}{f} & \frac{x_1 y_1}{hf} \\ \frac{x_1 y_1}{f} & \frac{y_1^2}{hf} \\ f + \frac{x_2^2}{f} & \frac{x_2 y_2}{hf} \\ \frac{x_2 y_2}{f} & \frac{y_2^2}{hf} \\ \dots & \dots \\ f + \frac{x_n^2}{f} & \frac{x_n y_n}{hf} \\ \frac{x_n y_n}{f} & \frac{y_n^2}{hf} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ u_2 \\ v_2 \\ \dots \\ \dots \\ u_n \\ v_n \end{bmatrix} \quad (6)$$

e em forma matricial:

$$A_{2n \times 2} V_{2 \times 1} = v_{2n \times 1} \quad (7)$$

cuja solução estimada dada por uma regressão linear múltipla é:

$$\hat{V} = (A' A)^{-1} A' v \quad (8)$$

## 2.5 Algoritmo de Canny

A detecção de bordas em imagens é importante para estimar a estrutura e as propriedades de objetos na cena chamadas de feições. Uma borda é o limite entre duas regiões com distintos níveis de cinza (GONZALEZ; WOODS, 1992) e em geral expressam a ocorrência de uma feição de interesse, como um poste ou a faixa central de uma rua ou rodovia, no caso do mapeamento móvel (figura 11).

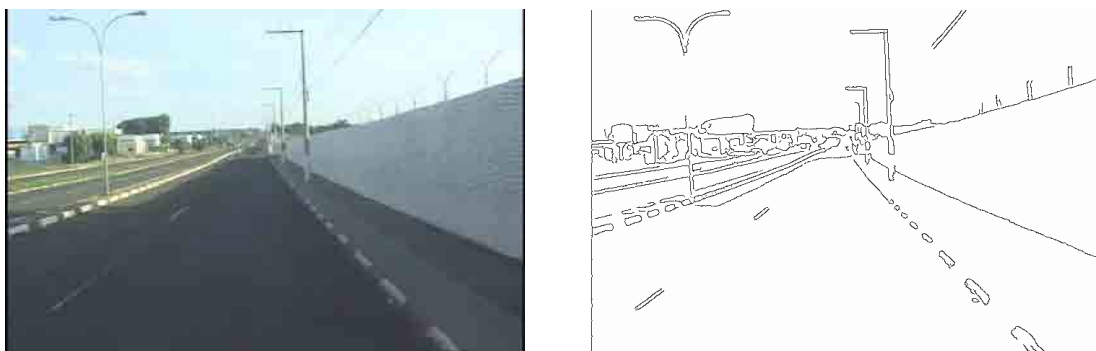


Figura 11 - Bordas detectadas com o algoritmo de Canny

Uma forma de detectar uma mudança da intensidade na imagem é verificar a mudança ocorrida na derivada de primeira ordem (gradiente) da função intensidade. O gradiente aponta para a direção da máxima taxa de mudança (positiva ou negativa) e a magnitude do gradiente é a taxa máxima de incremento na direção do gradiente. Dessa forma é possível detectar uma borda; além disso, a segunda derivada ou o laplaciano pode ser utilizado para verificar se a variação ocorre de uma região de maior intensidade para a de menor intensidade ou ao contrário, e com isso localizar com mais acurácia as bordas (GONZALEZ; WOODS, 1992; MARR, 1982).

Os principais passos para a detecção de bordas são: filtragem, realce e limiarização. A filtragem é necessária para reduzir o ruído presente na imagem, pois um ruído

também irá apresentar mudança no gradiente e pode resultar em uma borda falsa, mas uma redução do ruído pode reduzir ou até mesmo eliminar bordas. O realce é o cálculo da magnitude do gradiente e a limiarização consiste em determinar quais bordas serão consideradas, pois não é possível saber o valor máximo da magnitude do gradiente que realmente é uma borda.

Canny (1986) estabeleceu que um bom algoritmo detector de bordas deve atender três condições básicas: i) detecção: deve haver uma baixa probabilidade de falhar ao detectar verdadeiros pontos de borda e uma baixa probabilidade de detectar falsas bordas; ii) localização: os pontos marcados como bordas devem estar o mais próximo possível do centro da verdadeira borda; iii) resposta única: deve haver apenas um máximo como resposta em uma borda. Canny (1986) modelou matematicamente estas três condições e desenvolveu um detector considerado ideal, que minimiza os ruídos e otimiza a localização das bordas na imagem. O filtro ótimo encontrado por Canny (1986) pode ser aproximado pela derivada da função gaussiana  $G(x)$ :

$$G'(x) = -\frac{x}{\sigma^3\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (9)$$

cujo gráfico, com desvio-padrão ( $\sigma$ ) igual a 1 pode ser visto na figura 12.

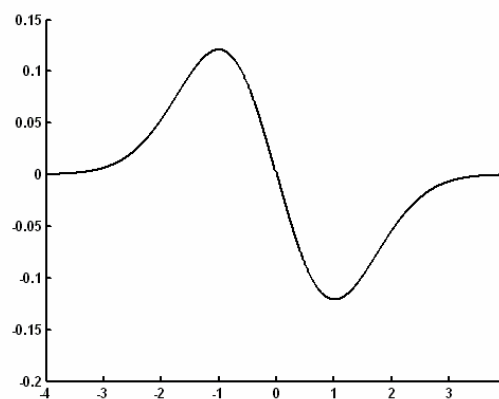


Figura 12 - Derivada da função gaussiana

Como esta função é separável, ela pode ser aplicada em uma imagem primeiro nas linhas, e em seguida nas colunas. O grau de suavização a ser utilizado depende do desvio-padrão da função. Quanto maior for o valor de  $\sigma$  mais borrada é a imagem resultante e mais espessa se torna a borda, dificultando assim a sua localização exata.

Após a suavização da imagem, é computado o gradiente e os pontos de máximo do gradiente são considerados inicialmente como bordas. Esse processo deixa as bordas espessas e Canny (1986) propôs a supressão não máxima para eliminar os pixels que não são máximos locais na direção do gradiente, deixando a borda afinada.

Para resolver o problema da fragmentação nas bordas é utilizado um algoritmo chamado de histerese (CANNY, 1986; VALE; DAL POZ, 2002), que utiliza dois limiares aplicados à magnitude da imagem: um limiar alto  $T_a$  e um limiar baixo  $T_b$ . Inicialmente faz-se a limiarização a partir do limiar alto (entre 80% e 90%). Todos os pixels que estiverem acima de  $T_a$  são classificados como pixels de borda. O limiar baixo é utilizado para eliminar todos os pontos que estiverem abaixo de  $T_b$ . Geralmente, o valor utilizado para  $T_b$  é a metade ou um terço de  $T_a$  (Canny, 1986).

Para os pixels que ficaram entre  $T_a$  e  $T_b$  é verificado se estão entre duas extremidades dos pixels classificados como borda, se estiverem são também classificados como borda e o efeito é a redução de bordas fragmentadas.

Vale e Dal Poz (2002) apresentam mais detalhes sobre o algoritmo e mostram uma aplicação em uma imagem aérea onde os efeitos dos parâmetros podem ser notados. Uma outra aplicação com imagens de um SMMT é dada em Silva et al. (2004).

## 2.6 Correspondência

Um ponto importante e de difícil automação é o estabelecimento de correspondência entre pontos homólogos (*matching*), principalmente em imagens com alta variação de escala devido à projeção perspectiva, como é o caso das imagens obtidas com a UMMD, pois um pixel de diferença entre a verdadeira posição da correspondência e o obtido por algum algoritmo automático, pode resultar em uma grande diferença no terreno.

Em Galo (2003) é dado um algoritmo automático de rotulação por relaxação combinado com várias medidas de similaridade e compatibilidade para realizar a correspondência entre pares de imagens, utilizado para a orientação relativa dos mesmos. Também pode ser encontrada uma ampla revisão sobre o problema da correspondência.

Neste trabalho é utilizada a correspondência baseada em área para duas imagens com superposição a vante, ou seja, consiste em buscar, na imagem a vante, a região que tenha a melhor correspondência com uma dada região na imagem de referência (imagem inicial da seqüência) (figura 13).

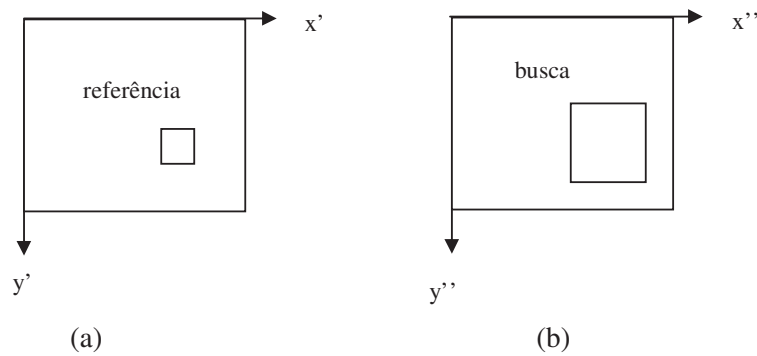


Figura 13 - Arranjo para obtenção da correspondência – a) imagem tomada no tempo  $t_i$ , b) imagem tomada no tempo  $t_{i+1}$

A função de correspondência usada para medir a similaridade foi o erro quadrático:

$$eq(s, t) = \frac{\sum_{x=0}^{r_x-1} \sum_{y=0}^{r_y-1} [f(x, y) - g(x+s, y+t)]^2}{r_x r_y} \quad (10)$$

onde :

$eq(s, t)$  : erro quadrático na posição  $(s, t)$  na imagem de busca

$f(x, y)$  : é a região na imagem de referência

$g(x+s, y+t)$  : é a região de busca

$r_x, r_y$  : quantidade de pixels na horizontal e vertical, respectivamente, na janela de busca.

Com esta função, a posição  $(s, t)$  onde ocorrer o menor valor é a posição que contém a melhor correspondência. Esta posição é transformada em fotocoordenadas e então é tomada como sendo as observações da imagem a vante para a fototriangulação.

### **3 MATERIAIS E MÉTODOS**

Neste trabalho a computação do fluxo óptico é feita utilizando o método de Horn e Schunck aplicado em uma seqüência de imagens obtidas com a UMMD. Com o fluxo óptico computado a estimação da velocidade do móvel é utilizada como aproximação inicial para o processo de orientação dos pares de imagens. Com o primeiro estéreopar são selecionados manualmente pontos homólogos, que por interseção fotogramétrica, fornecem as coordenadas dos pontos no terreno. Em seguida, para orientar os estéreopares seguintes, é feita uma correlação a vante para determinar as observações (fotocoordenadas) utilizadas na fototriangulação.

Após o levantamento com a UMMD, as câmaras de vídeo (Sony DSR 200A) são ligadas a uma estação de processamento de vídeo digital (computador HP Server tc2120, Pentium 2,66 GHZ com 1GB de memória RAM) e os vídeos são transferidos para o disco rígido. Em seguida, o vídeo é processado e as imagens de interesse são recortadas e transformadas em imagens estáticas (*still images*) no formato BMP de 24 bits. São nestas imagens que o fluxo óptico, a detecção de bordas e a correlação a vante são calculados.

A técnica escolhida para implementação do fluxo óptico foi a diferencial, usando-se o algoritmo de Horn e Schunck, pelos seguintes motivos: 1) é uma técnica clássica e relativamente fácil de implementar; 2) a alta taxa de amostragem dos quadros nas câmaras de vídeo e a baixa velocidade do veículo implicam em uma mudança diferencial entre os quadros, o que naturalmente leva aos algoritmos diferenciais.

### **3.1 Método de Horn e Schunck**

Horn e Schunck (1981) usaram uma forma de regularização aplicada à equação (3), chamada de restrição de suavização, significando que o fluxo óptico varia de uma imagem para outra de forma suave. Matematicamente a restrição de suavização é dada pela minimização do quadrado da magnitude do gradiente dos vetores do fluxo óptico:

$$u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2 \quad (11)$$

A determinação do fluxo óptico pode ser convertida em um problema de minimização. Tomando o quadrado do lado esquerdo da equação (3) como um tipo de erro e a equação (11) como outro tipo de erro, o erro total a ser minimizado é:

$$E(x, y)^2 = (I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \quad (12)$$

onde  $\lambda$  é um peso entre os dois tipos de erro. Usando técnicas do cálculo variacional, o seguinte sistema de equações pode ser escrito (SONKA; HLAVAC; BOYLE, 1999):

$$\begin{aligned} (\lambda^2 + I_x^2)u + I_x I_y v &= \lambda^2 \bar{u} - I_x I_t \\ I_x I_y u + (\lambda^2 + I_y^2)v &= \lambda^2 \bar{v} - I_y I_t \end{aligned} \quad (13)$$

onde  $\bar{u}$  e  $\bar{v}$  são os valores médios do fluxo na vizinhança de  $(x, y)$ . A solução para essas equações é dada por:

$$\begin{aligned}
 u &= \bar{u} - I_x \frac{P}{D} \\
 v &= \bar{v} - I_y \frac{P}{D}
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

onde

$$P = I_x \bar{u} + I_y \bar{v} \quad \text{e} \quad D = \lambda^2 + I_x^2 + I_y^2.$$

A estimação das derivadas é feita pelo método das diferenças finitas, por ser simples e o custo computacional baixo, apesar de não distinguir o ruído e o sinal (imagem). A estimação das derivadas parciais é feita considerando uma vizinhança espaço-temporal (figura 14).

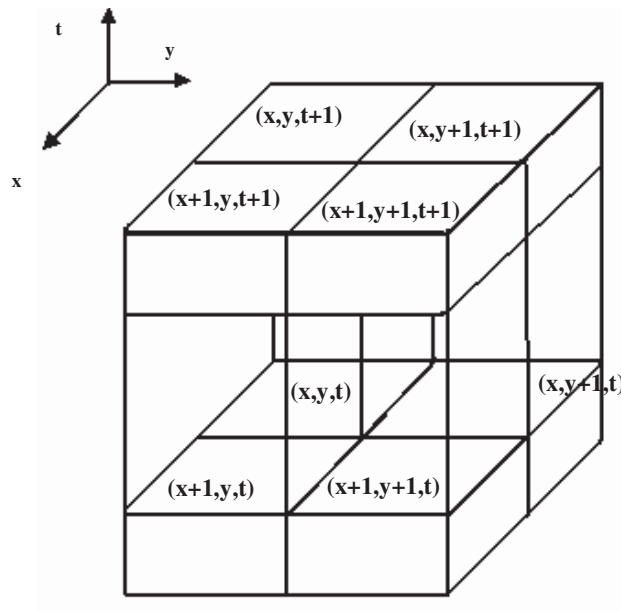


Figura 14 - Estimação das derivadas parciais  
 Fonte: adaptado de Shi e Sun (2000)

As derivadas parciais em  $x$ ,  $y$  e  $t$  são dadas por (HORN; SCHUNCK, 1981):

$$\begin{aligned}
 I_x &= \frac{1}{4} \left\{ \begin{aligned} & [I(x+1, y, t) - I(x, y, t)] + [I(x+1, y, t+1) - I(x, y, t+1)] + \\ & [I(x+1, y+1, t) - I(x, y, t)] + [I(x+1, y+1, t+1) - I(x, y+1, t+1)] \end{aligned} \right\} \\
 I_y &= \frac{1}{4} \left\{ \begin{aligned} & [I(x, y+1, t) - I(x, y, t)] + [I(x+1, y+1, t+1) - I(x+1, y, t)] + \\ & [I(x, y+1, t+1) - I(x, y, t+1)] + [I(x+1, y+1, t+1) - I(x+1, y, t+1)] \end{aligned} \right\} \\
 I_t &= \frac{1}{4} \left\{ \begin{aligned} & [I(x, y, t+1) - I(x, y, t)] + [I(x+1, y, t+1) - I(x+1, y, t)] + \\ & [I(x, y+1, t+1) - I(x, y+1, t)] + [I(x+1, y+1, t+1) - I(x+1, y+1, t)] \end{aligned} \right\} \quad (15)
 \end{aligned}$$

e as médias das componentes  $u$  e  $v$  como segue (HORN; SCHUNCK, 1981):

$$\begin{aligned}
 \bar{u} &= \frac{1}{6} [u(x, y+1) + u(x, y-1) + u(x+1, y) + u(x-1, y)] + \\
 & \frac{1}{12} [u(x-1, y-1) + u(x-1, y+1) + u(x+1, y-1) + u(x+1, y+1)] \\
 \bar{v} &= \frac{1}{6} [v(x, y+1) + v(x, y-1) + v(x+1, y) + v(x-1, y)] + \\
 & \frac{1}{12} [v(x-1, y-1) + v(x-1, y+1) + v(x+1, y-1) + v(x+1, y+1)] \quad (16)
 \end{aligned}$$

O fluxo óptico é computado aplicando o método iterativo de Gauss-Seidel em duas imagens consecutivas. Um algoritmo para computar o fluxo óptico é dado abaixo (SONKA; HLAVAC; BOYLE, 1999):

- 1 Iniciar os vetores velocidade  $v(i, j) = 0$ , para todo  $(i, j)$
2. Computar os valores de  $u^k, v^k$  para todos os pixels  $(i, j)$ :

$$u^k(i, j) = \bar{u}^{k-1}(i, j) - I_x(i, j) \frac{P(i, j)}{D(i, j)}$$

$$v^k(i, j) = \bar{v}^{k-1}(i, j) - I_y(i, j) \frac{P(i, j)}{D(i, j)}$$

3. Parar se

$$\sum_i \sum_j E(i, j)^2 < \varepsilon$$

onde  $\varepsilon$  é o erro máximo permitido; retornar ao passo 2 caso contrário.

Se mais do que duas imagens estão sendo processadas, a eficiência da computação pode ser incrementada usando os resultados de uma iteração para iniciar a seguinte em um algoritmo seqüencial:

1. Avaliar os valores iniciais do fluxo óptico  $v(i, j)$ , para todo  $(i, j)$
2. Seja  $m$  o número da imagem na seqüência. Para todos os pixels da próxima imagem calcular:

$$u^{m+1}(i, j) = \bar{u}^m(i, j) - I_x(i, j) \frac{P(i, j)}{D(i, j)}$$

$$v^{m+1}(i, j) = \bar{v}^m(i, j) - I_y(i, j) \frac{P(i, j)}{D(i, j)}$$

3. Repita o passo 2 para todas as imagens da seqüência.

Determinar o erro máximo permitido não é uma tarefa fácil, e em geral, utiliza-se um número máximo de iterações que também não é facilmente estipulado. Uma análise qualitativa do fluxo óptico em um SMMT pode ser visto em Barbosa et al. (2005).

### 3.2 Regiões de interesse

No caso específico da UMMD o movimento é sempre a vante, com exceção das curvas, que não são tratadas neste trabalho. Com esse movimento, o fluxo óptico é radial e pode ser analisado em cada região, numeradas de 1 a 4 (em algarismo romano na figura 15) e aqui chamadas de regiões de interesse.

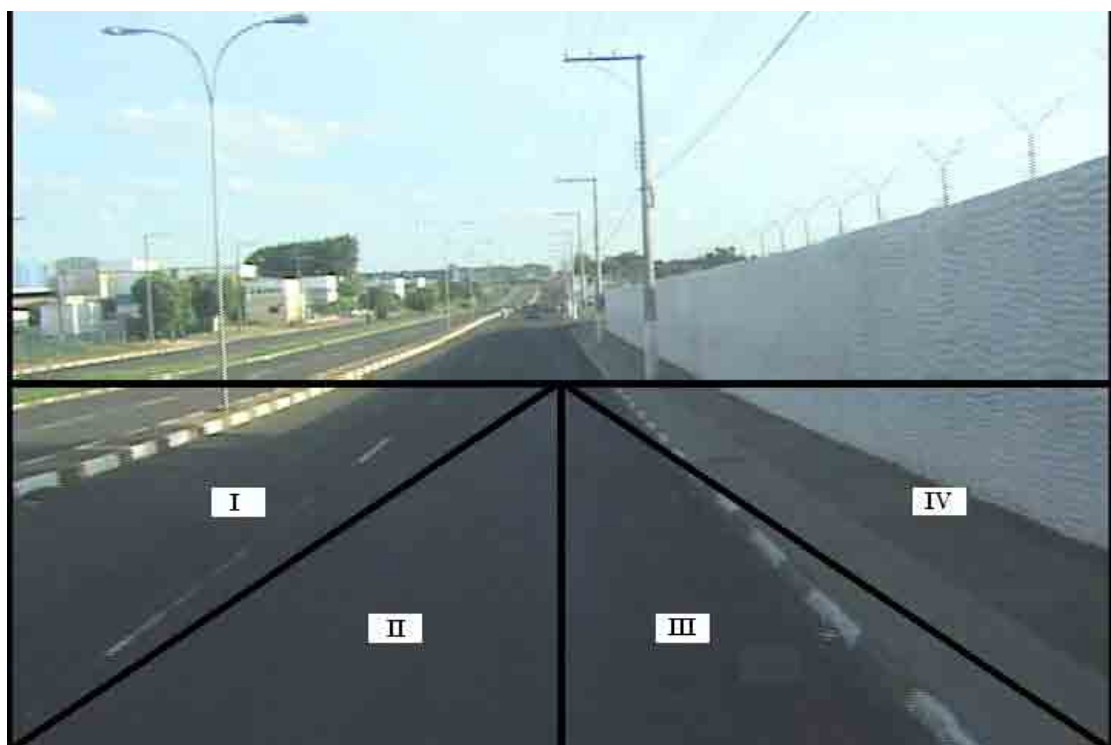


Figura 15 - Regiões de interesse

A região não numerada é o horizonte e muito distante das câmaras. As feições de interesse em geral, aparecem nas regiões I, II, III e IV que são áreas onde estão os postes, a guia do arruamento, sinais de trânsito etc. Nas regiões II e III aparece o piso da rua ou da rodovia. Em todas essas regiões, o fluxo óptico esperado é radial (figura 16).

Na região I e II a componente  $u$  é negativa e a componente  $v$  é positiva (figura 16a); nas regiões III e IV, as componentes  $u$  e  $v$  são positivas (figura 16b).

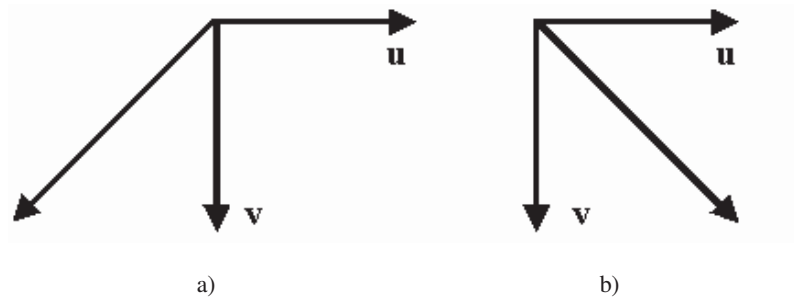


Figura 16 - Padrão esperado para o fluxo óptico nas regiões a) I e II , b) III e IV

Com uma seqüência de imagens preparada e antes da computação do fluxo óptico, as mesmas são transformadas em tons de cinza usando-se a equação de luminância (GONZALEZ; WOODS, 1992):

$$L = 0,299R + 0,586G + 0,114B \quad (17)$$

onde R, G e B são os canais das cores vermelho (*red*), verde (*green*) e azul (*blue*) respectivamente. Em seguida é feita a suavização gaussiana espacial em cada imagem para redução de ruídos.

### **3.3 Cálculo da velocidade translacional estimada em duas etapas**

A estimação da velocidade translacional (equação 6) utilizando o fluxo denso não é viável, tanto do ponto de vista computacional como da qualidade do resultado, pois o mesmo apresenta muito ruído que afeta a precisão do cálculo. Para reduzir a quantidade de vetores utilizada na estimação da velocidade translacional, cada vetor é filtrado da seguinte maneira:

- deve estar nas regiões de interesse;
- ter o comportamento radial esperado em cada região e
- ser um ponto detectado pelo algoritmo de Canny.

Além desta filtragem outra estratégia é utilizada para reduzir as influências de erros grosseiros (*outliers*) na estimação da velocidade translacional. Esta estratégia consiste em realizar uma segunda etapa usando os vetores do fluxo óptico que apresentam um resíduo dentro do intervalo:

$$(\bar{u}_r - s_u, \bar{u}_r + s_u) \quad \text{e} \quad (\bar{v}_r - s_v, \bar{v}_r + s_v) \quad (18)$$

onde  $\bar{u}_r = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{u}_i - u_i)}{n}$  é a média dos resíduos para a componente  $u$  do fluxo óptico

(equações 3 e 4),  $s_u$  é o desvio-padrão dos resíduos para a componente  $u$ ,  $\bar{v}_r = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{v}_i - v_i)}{n}$

é a média dos resíduos para a componente  $v$  do fluxo óptico e  $s_v$  é o desvio-padrão dos resíduos para a componente  $v$

Na primeira etapa, a velocidade é estimada e os intervalos acima são calculados. Na segunda etapa, todos os vetores do fluxo óptico que apresentam resíduos dentro deste intervalo (para  $u$  e  $v$ ) são usados para recalculer a velocidade.

### **3.4 Equações de colinearidade para o caso terrestre**

Com um estéreopar inicial são coletadas fotocoordenadas de pontos em feições de interesse nas imagens da esquerda e direita do primeiro estéreopar. Para isso, é necessário fazer uma transformação geométrica linear do sistema de coordenadas da imagem (dadas em pixels)  $(x_p, y_p)$  para um sistema de fotocoordenadas  $(x_f, y_f)$  de uma imagem digital dado em milímetros (figura 17).

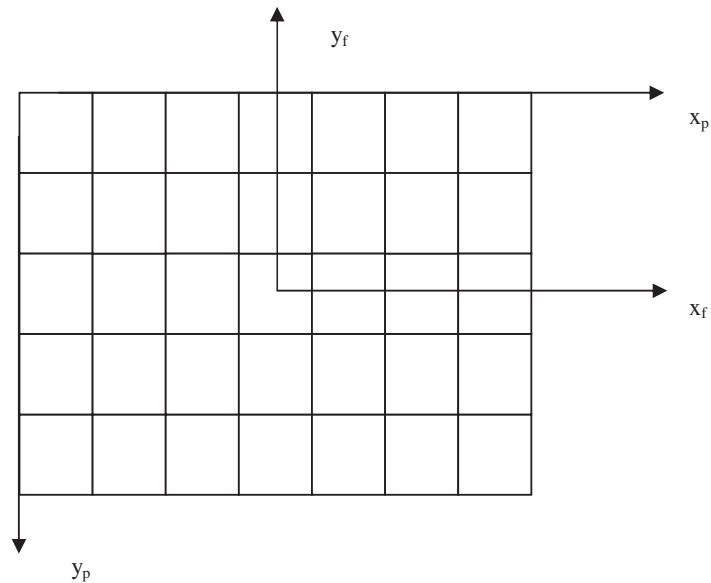


Figura 17 - Sistemas de fotocoordenadas e da imagem

O sistema de fotocoordenadas de uma imagem digital tem o eixo  $x_f$  paralelo ao eixo  $x_p$  e o eixo  $y_f$  refletido em relação ao eixo  $y_p$ , cuja transformação é:

$$\begin{bmatrix} x_f \\ y_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{px} & 0 \\ 0 & t_{py} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p - x_c - 0.5 \\ y_p - y_c - 0.5 \end{bmatrix}$$

onde  $t_{px}$  é o tamanho do pixel na horizontal e  $t_{py}$  é o tamanho do pixel na vertical,  $x_c$  e  $y_c$  o centro da imagem em coordenadas pixel.

Para posicionar e orientar o segundo estéreo de imagens é necessário conhecer pontos no terreno. Os elementos de orientação interior das câmaras  $(x_0, y_0, f, k_1)$  são determinados por autocalibração fotovariante. A posição da câmara da esquerda é tomada como o sistema de referência local para os pontos no espaço objeto. Como a base é conhecida - por construção mede 0,94m - tem-se também a posição aproximada da câmara da direita. O

fluxo óptico fornece a velocidade translacional e conseqüentemente a posição (dada pelo deslocamento) do segundo par.

As equações de colinearidade usadas foram (WOLF, 1983) acrescidas do ponto principal e de um elemento da distorção radial:

$$\begin{cases} x = x_0 - f \frac{N_x}{D} + (x - x_0)k_1 r^2 \\ y = y_0 - f \frac{N_y}{D} + (y - y_0)k_1 r^2 \end{cases} \quad (19)$$

onde:

$(x, y)$ : fotocoordenadas (mm)

$(x_0, y_0)$ : coordenadas do ponto principal em relação ao centro da imagem (mm)

$f$  : distância focal (mm)

$k_1$ : distorção radial simétrica ( $\text{mm}^{-2}$ )

$r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}$  : distância das fotocoordenadas ao ponto principal

$N_x = r_{11}(X - X_c) + r_{12}(Z - Z_c) + r_{13}(Y - Y_c)$

$N_y = r_{21}(X - X_c) + r_{22}(Z - Z_c) + r_{23}(Y - Y_c)$

$D = r_{31}(X - X_c) + r_{32}(Z - Z_c) + r_{33}(Y - Y_c)$

$(X, Y, Z)$  : coordenadas de pontos no espaço objeto (m)

$(X_c, Y_c, Z_c)$  : coordenadas do centro perspectivo (m)

onde  $r_{ij}$  são os elementos da matriz de rotação  $R$  (equação 20):

$$R = R_\omega R_\phi R_\kappa = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$$

em relação aos ângulos eulerianos  $\omega$ ,  $\varphi$  e  $\kappa$ :

$$R = \begin{bmatrix} \cos \varphi \cos \kappa & \text{sen } \omega \text{sen } \varphi \cos \kappa + \cos \omega \text{sen } \kappa & -\cos \omega \text{sen } \varphi \cos \kappa + \text{sen } \omega \text{sen } \kappa \\ -\cos \varphi \text{sen } \kappa & -\text{sen } \omega \text{sen } \varphi \text{sen } \kappa + \cos \omega \cos \kappa & \cos \omega \text{sen } \varphi \text{sen } \kappa + \text{sen } \omega \cos \kappa \\ \text{sen } \varphi & -\text{sen } \omega \cos \varphi & \cos \omega \cos \varphi \end{bmatrix}$$

(20)

A geometria da condição de colinearidade no caso terrestre é mostrada na figura 18.

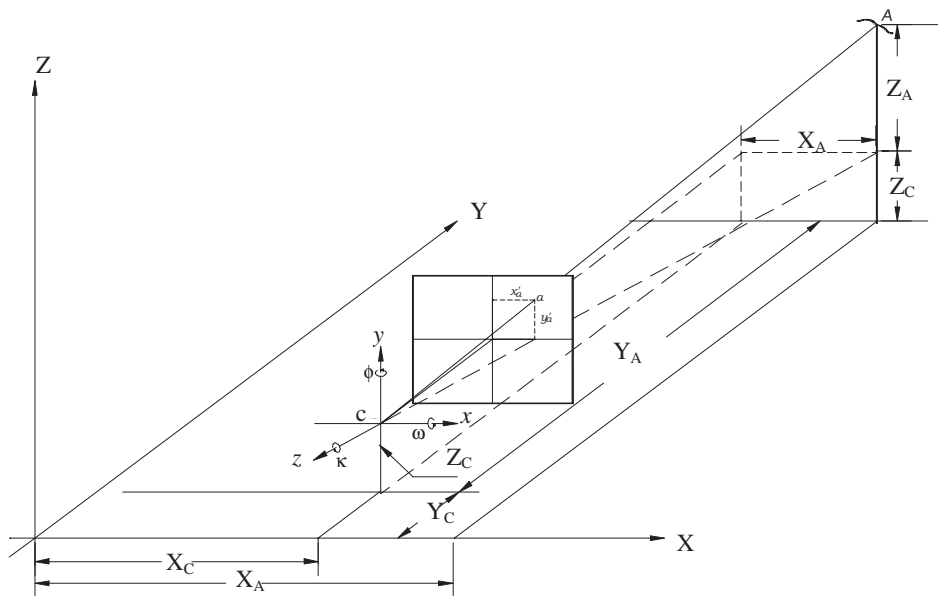


Figura 18 - Geometria da condição de colinearidade para o caso terrestre  
Fonte: adaptado de Wolf (1983)

Para calcular os pontos no terreno foram usadas as equações:

$$\begin{bmatrix} x - x_0 \\ y - y_0 \\ f \end{bmatrix} = \lambda R \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Z \\ \Delta Y \end{bmatrix} \quad (21)$$

onde

$$\begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Z \\ \Delta Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X - X_c \\ Z - Z_c \\ Y - Y_c \end{bmatrix} \quad (22)$$

aplicando a inversa da matriz de rotação aos dois lados da equação (21):

$$R^{-1} \begin{bmatrix} x - x_0 \\ y - y_0 \\ f \end{bmatrix} = \lambda R^{-1} R \begin{bmatrix} \Delta X \\ \Delta Z \\ \Delta Y \end{bmatrix} =$$

$$\frac{1}{\lambda} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{21} & r_{31} \\ r_{12} & r_{22} & r_{32} \\ r_{13} & r_{23} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - x_0 \\ y - y_0 \\ f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X - X_c \\ Z - Z_c \\ Y - Y_c \end{bmatrix}$$

multiplicando o lado esquerdo:

$$\frac{1}{\lambda} \begin{bmatrix} r_{11}(x - x_0) + r_{21}(y - y_0) + r_{31}f \\ r_{12}(x - x_0) + r_{22}(y - y_0) + r_{32}f \\ r_{13}(x - x_0) + r_{23}(y - y_0) + r_{33}f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X - X_c \\ Z - Z_c \\ Y - Y_c \end{bmatrix}$$

Dividindo as duas primeiras linhas pela última:

$$\begin{bmatrix} \frac{r_{11}(x - x_0) + r_{21}(y - y_0) + r_{31}f}{r_{13}(x - x_0) + r_{23}(y - y_0) + r_{33}f} \\ \frac{r_{12}(x - x_0) + r_{22}(y - y_0) + r_{32}f}{r_{13}(x - x_0) + r_{23}(y - y_0) + r_{33}f} \\ \frac{r_{13}(x - x_0) + r_{23}(y - y_0) + r_{33}f}{r_{13}(x - x_0) + r_{23}(y - y_0) + r_{33}f} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{X - X_c}{Y - Y_c} \\ \frac{Z - Z_c}{Y - Y_c} \\ \frac{Y - Y_c}{Y - Y_c} \end{bmatrix} \quad (23)$$

de forma resumida para as fotocoordenadas e matriz de rotação da esquerda:

$$\frac{N_x^e}{D^e} = \frac{X - X_c^e}{Y - Y_c^e}$$

$$\frac{N_y^e}{D^e} = \frac{Z - Z_c^e}{Y - Y_c^e} \quad (24)$$

para as fotocoordenadas e matriz de rotação da direita:

$$\begin{aligned}\frac{N_x^d}{D^d} &= \frac{X - X_C^d}{Y - Y_C^d} \\ \frac{N_y^d}{D^d} &= \frac{Z - Z_C^d}{Y - Y_C^d}\end{aligned}\quad (25)$$

Isolando X na equação (24)

$$X = X_C^e + \frac{N_x^e}{D^e}(Y - Y_C^e)$$

e substituindo na equação (25) para isolar Y, tem-se:

$$Y = \frac{\left( X_C^e - X_C^d - \frac{N_x^e}{D^e} Y_C^e \right)}{\left( \frac{N_x^d}{D^d} - \frac{N_x^e}{D^e} \right)}\quad (26)$$

com Y calculado as coordenadas X e Z são calculadas:

$$\begin{aligned}X_1 &= X_C^e + \frac{N_x^e}{D^e}(Y - Y_C^e) \\ X_2 &= X_C^d + \frac{N_x^d}{D^d}(Y - Y_C^d)\end{aligned}\quad (27)$$

com  $X = \frac{X_1 + X_2}{2}$  e

$$\begin{aligned}Z_1 &= Z_C^e + \frac{N_y^e}{D^e}(Y - Y_C^e) \\ Z_2 &= Z_C^d + \frac{N_y^d}{D^d}(Y - Y_C^d)\end{aligned}\quad (28)$$

com  $Z = \frac{Z_1 + Z_2}{2}$

### 3.5 Correspondência a vante

Com as equações (26-28) têm-se as coordenadas no terreno calculadas para as fotocoordenadas coletadas no primeiro estéreo-par. Com esses pontos no terreno e com as aproximações iniciais para as posições e orientações é feita inicialmente uma resseção espacial dupla para a primeira base.

Em seguida é feita a correlação a vante entre as imagens no tempo  $t_i$  e no tempo  $t_{i+1}$ , tanto para a seqüência da esquerda quanto para a seqüência da direita (figura 19). Primeiramente, com a equação de colinearidade e o avanço da base estimada, é aberta uma janela para se fazer a correlação por área entre fotocoordenadas na imagem  $t_i$  (alvo) e  $t_{i+1}$  (busca), a posição na janela de busca onde ocorrer a melhor correspondência (equação 10) é o ponto  $p''$  correspondente ao ponto  $p'$ , dessa forma, se obtém as observações nas imagens subsequentes.

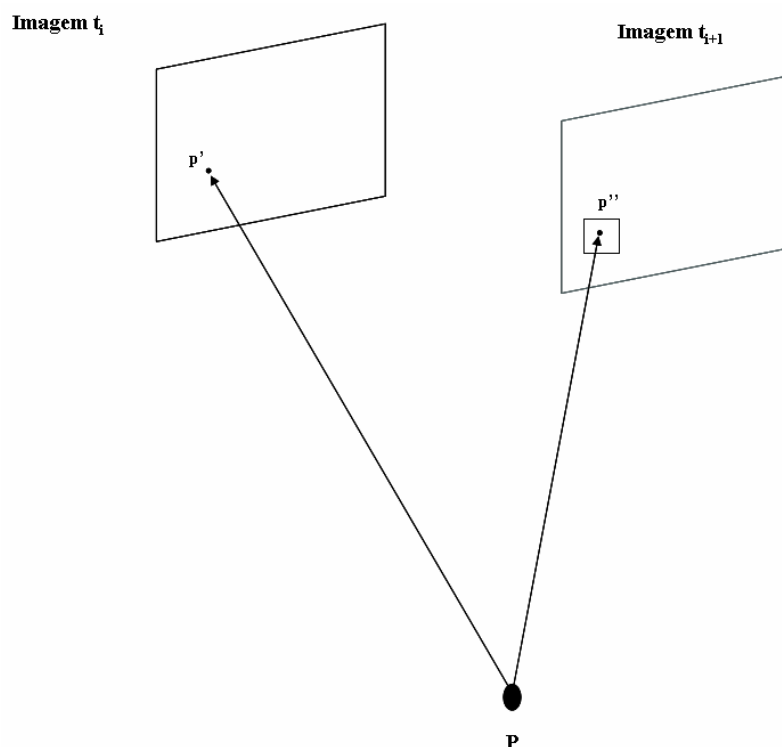


Figura 19 - Ilustração da correspondência a vante

Com o avançar da base é possível que os pontos no terreno não apareçam em uma ou nas duas imagens do par seguinte e, portanto, são retirados das respectivas imagens. Se necessário é enviado um aviso ao operador e mais fotocoordenadas devem ser coletadas manualmente para que o caminhamento possa prosseguir.

De posse das fotocoordenadas do segundo estéreopar é realizada uma fototriangulação com as duas bases (quatro imagens) para ajustar a posição e a orientação do segundo par. A estratégia prossegue para as bases subseqüentes e conseqüentemente a quantidade de bases no ajustamento vai crescendo, até chegar ao limite estabelecido de bases que se dá ao final do intervalo de um segundo.

### **3.6 Autocalibração fotovariante**

O modelo matemático funcional utiliza as equações de colinearidade (equação 19) que relacionam as variáveis do problema: fotocoordenadas (observações de dois ou mais estéreopares), parâmetros de orientação exterior (posição do CP e ângulos eulerianos) das imagens, parâmetros de orientação interior  $(x_0, y_0, f, k_1)$  de cada imagem e coordenadas  $(X, Y, Z)$  do espaço objeto (pontos no terreno).

O modelo de ajustamento de observações utilizado com o propósito de estimar a solução única é o paramétrico com injunções aos parâmetros (GEMAEL, 1994; UOTILA, 1986) e o modelo estocástico é dado pelas matrizes  $P$  e  $P_x$ , conforme as equações 29:

$$\begin{cases} L_a = F(X_a), & P = \sigma_0^2 \Sigma_{L_b}^{-1} \\ L_x = G(X_a), & P_x = \sigma_0^2 \Sigma_{L_x}^{-1} \end{cases} \quad (29)$$

$L_a$  : vetor das observações ajustadas

$X_a$  : vetor dos parâmetros ajustados

$P$  : matriz (diagonal) com os pesos dos parâmetros

$L_x$  : vetor do “erro de fechamento” do modelo injuncional

$P_x$  : matriz (diagonal) com os pesos das injunções

$\Sigma_{Lb}^{-1}$  : matriz variância covariância das observações

$\Sigma_{Lx}^{-1}$  : matriz variância covariância das injunções

O modelo matemático funcional é não linear e portanto requer a linearização por séries de Taylor e cuja forma final é (GEMAEL, 1994; UOTILA, 1986):

$$\begin{cases} V = A\hat{X} + L, & P = \sigma_0^2 \Sigma_{Lb}^{-1} \\ V_x = X_0^0 - X_b + \hat{X}, & P_x = \sigma_0^2 \Sigma_{Lx}^{-1} \end{cases} \quad (30)$$

onde

$$L = L_a - L_b$$

$V$  : vetor dos resíduos das fotocoordenadas

$V_x$  : vetor dos resíduos das injunções

$\hat{X}$  : vetor das correções aos parâmetros

$X_0^0$  : vetor das aproximações iniciais dos parâmetros

$X_b$  : vetor das pseudo-observações

$L_b$  : vetor das fotocoordenadas observadas

$A$  : matriz das derivadas parciais em relação aos parâmetros de orientação exterior, interior e coordenadas dos pontos no terreno

A aplicação do método dos mínimos quadrados, com uso de pesos, resulta na seguinte solução para a equação 30:

$$\begin{cases} \hat{X} = -(A'PA + P_x)^{-1}(A'PL + P_xL_x) \\ \Sigma_{\hat{X}} = \hat{\sigma}_0^2(A'PA + P_x)^{-1} \end{cases} \quad (31)$$

A solução da equação (31) requer iterações por causa da não linearidade do modelo matemático funcional.

A variância *a posteriori*, que serve de medida para a qualidade global do ajustamento é dada por:

$$\hat{\sigma}_0^2 = \frac{V'PV + V_x'P_xV_x}{n + n_x - u} \quad (32)$$

onde  $n$  é o número de equações de observações,  $n_x$  o número de equações de injunções e  $u$  o total de parâmetros.

As derivadas parciais das equações de colinearidade em relação aos parâmetros são apresentadas no Apêndice A e a matriz formada pelas derivadas do modelo estocástico em relação às injunções é uma matriz identidade.

A configuração inicial para a matriz  $\mathbf{A}$  apenas com as derivadas parciais em relação aos parâmetros é mostrada na figura 20.

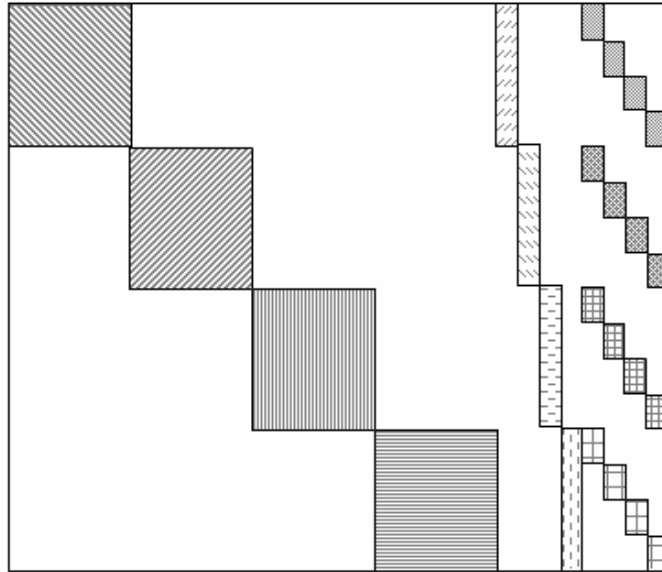






Figura 20 - Esquema da matriz A


Descrição das sub-matrizes de A:


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação exterior (posição e ângulo) da primeira foto esquerda ( $m_1 \times 6$ )


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação exterior (posição e ângulo) da primeira foto direita ( $m_1 \times 6$ )


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação exterior (posição e ângulo) da segunda foto esquerda ( $m_2 \times 6$ )


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação exterior (posição e ângulo) da segunda foto direita ( $m_2 \times 6$ )


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação interior primeira foto esquerda ( $m_1 \times 4$ )


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação interior primeira foto direita ( $m_1 \times 4$ )


 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação interior segunda foto esquerda ( $m_2 \times 4$ )

 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros de orientação interior  
segunda foto direita ( $m_2 \times 4$ )

 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros do terreno primeira  
foto esquerda ( $m_1 \times 3$ )

 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros do terreno primeira  
foto direita ( $m_1 \times 3$ )

 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros do terreno segunda  
foto esquerda ( $m_2 \times 3$ )

 - derivadas parciais das fotocoordenadas em relação aos parâmetros do terreno segunda  
foto direita ( $m_2 \times 3$ )

Onde  $m_1$  e  $m_2$  são a quantidade de fotocoordenadas do primeiro par e do segundo par respectivamente.

Sendo  $n_t$  o número de pontos no terreno, o número total de equações de observações é  $n = 4 * total\_fotos * n_t$ , o número de injunções  $n_x = 3 * n_t$  e o número de parâmetros  $u = 10 * total\_fotos + n_x$ .

### **3.7 Injunção da base e da velocidade**

Além das coordenadas dos pontos no terreno serem tomados como injunções, foram utilizadas duas outras funções de injunções: da base e da velocidade.

A equação de injunção para a base é:

$$B_i = \sqrt{(X_C^e - X_C^d)^2 + (Y_C^e - Y_C^d)^2 + (Z_C^e - Z_C^d)^2} \quad (33)$$

Quando a velocidade é tomada como parâmetro, as equações de colinearidade podem ser reescritas para se determinar a velocidade do centro perspectivo (GOSH, apud KOYAMA; HASEGAWA, 2002):

$$\begin{aligned}
x &= -f \frac{r_{11}(X - X_c - \Delta t V_x) + r_{12}(Z - Z_c - \Delta t V_z) + r_{13}(Y - Y_c - \Delta t V_y)}{r_{31}(X - X_c - \Delta t V_x) + r_{32}(Z - Z_c - \Delta t V_z) + r_{33}(Y - Y_c - \Delta t V_y)} \\
y &= -f \frac{r_{21}(X - X_c - \Delta t V_x) + r_{22}(Z - Z_c - \Delta t V_z) + r_{23}(Y - Y_c - \Delta t V_y)}{r_{31}(X - X_c - \Delta t V_x) + r_{32}(Z - Z_c - \Delta t V_z) + r_{33}(Y - Y_c - \Delta t V_y)}
\end{aligned}
\tag{34}$$

onde  $\Delta t V_x$ ,  $\Delta t V_y$  e  $\Delta t V_z$  é o deslocamento entre duas bases consecutivas do centro perspectivo. A equação para a velocidade utiliza a distância percorrida (dada pelo deslocamento da base) dividida pelo tempo. Foram calculadas velocidades para a câmara da esquerda e da direita, nas três componentes (X, Y, Z):

$$V_x^e = \frac{X_{C_{i+1}}^e - X_{C_i}^e}{\Delta t}, \text{ velocidade na componente X entre a base } i \text{ e } i + 1$$

$$V_y^e = \frac{Y_{C_{i+1}}^e - Y_{C_i}^e}{\Delta t}, \text{ velocidade na componente Y entre a base } i \text{ e } i + 1$$

$$V_z^e = \frac{Z_{C_{i+1}}^e - Z_{C_i}^e}{\Delta t}, \text{ velocidade na componente Z entre a base } i \text{ e } i + 1$$

### **3.8 Diagrama de blocos simplificado da metodologia**

Como a velocidade estimada pelo fluxo é a translacional (componente Y), as observações para as componentes X e Z são nulas. A estimação da velocidade é feita utilizando o módulo do vetor velocidade.

Foram implementados vários programas em ambiente Builder 5.0. O primeiro deles tem como entrada as imagens em formato “bmp” que compõem uma seqüência da esquerda e da direita e calcula o fluxo óptico denso em cada seqüência, gerando um arquivo texto que será utilizado pelo programa que estima a velocidade translacional. Um outro programa, detecta as bordas utilizando o algoritmo de Canny, gerando também um arquivo texto com os pontos que foram detectados.

A estimação da velocidade é feita utilizando como dados de entrada o fluxo óptico denso e os pontos detectados pelo algoritmo de Canny. O último programa, implementa as quatro formas de autocalibração fotovariante e tem como dados de entrada as fotocoordenadas medidas manualmente no primeiro par, o avanço da base e a velocidade de cada base, dados pelo programa de estimação da velocidade. A figura 21 ilustra de forma simplificada a metodologia proposta.

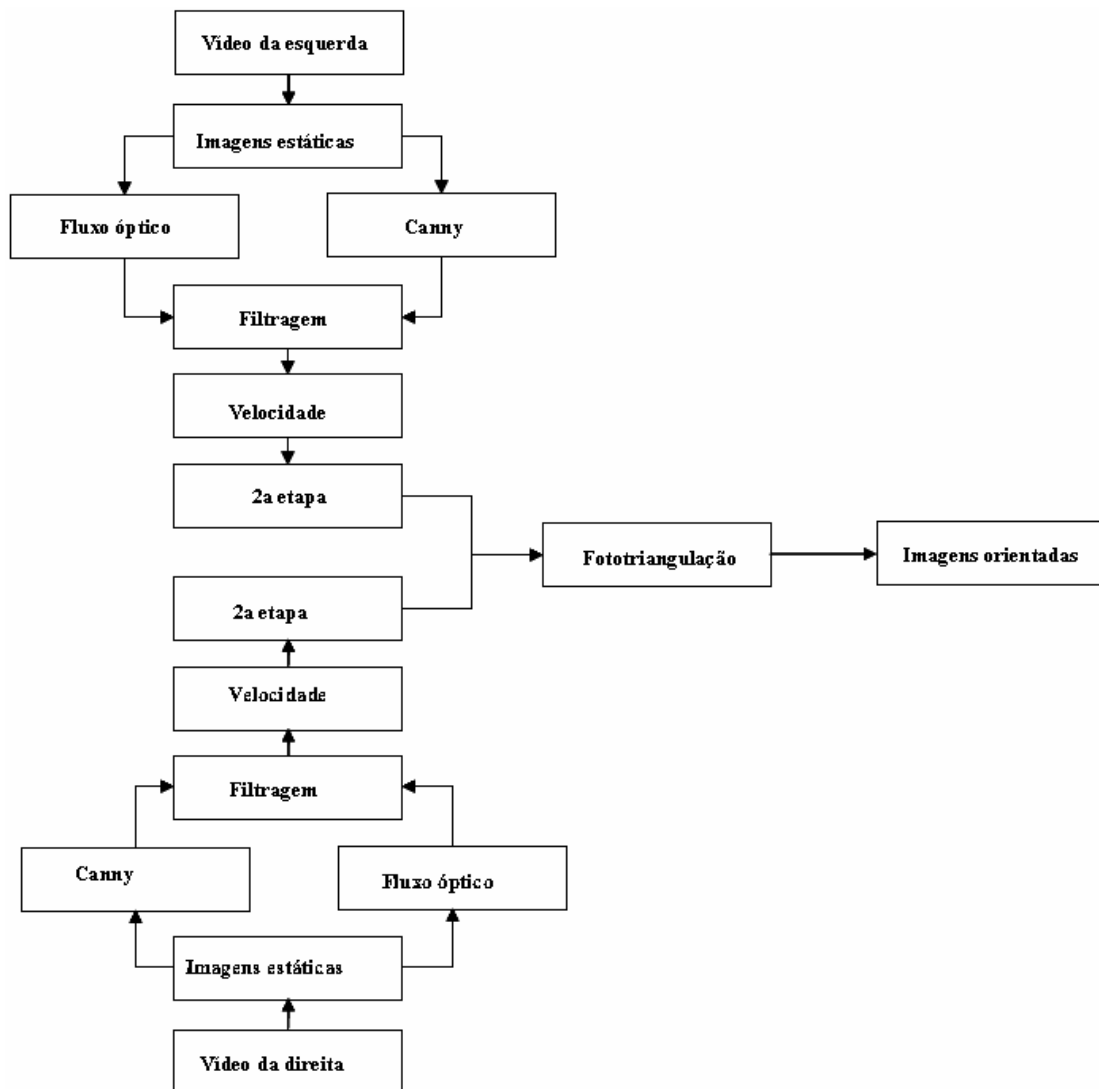


Figura 21 – Diagrama de blocos simplificado da metodologia

## **4. EXPERIMENTOS, RESULTADOS E DISCUSSÕES**

Este capítulo está dividido em quatro partes: a primeira mostra os experimentos e resultados obtidos com a computação do fluxo óptico em quatro seqüências, variando-se o parâmetro de regularização  $\lambda$ ; a segunda parte contém a estimação da velocidade monocular das seqüências com variação no conjunto de parâmetros do algoritmo de Canny combinado com o parâmetro de regularização  $\lambda$ ; a terceira exemplifica a filtragem com a eliminação dos vetores do fluxo óptico com resíduo padronizado acima de um desvio-padrão. A quarta parte trata da orientação exterior das bases a partir de fotocoordenadas coletadas manualmente no primeiro par com aproximação da posição das bases subsequentes dada pela estimação da velocidade.

### **4.1 Computação do fluxo óptico**

Como as imagens são capturadas a uma taxa de 30 quadros por segundo, isso naturalmente leva a escolha do método seqüencial para a computação do fluxo óptico (BARBOSA et al., 2005), evitando a determinação da quantidade de iterações para tal computação. Portanto, é necessário determinar o espaçamento do fluxo e o fator  $\lambda$ . Como a metodologia pressupõe o uso dos pontos que são detectados pelo algoritmo de Canny, será computado o fluxo denso, restando a determinação do fator  $\lambda$ .

Foi escolhida uma seqüência de estéreopares com dois segundos e 60 imagens cada. Essa seqüência de estéreopares foi dividida em seqüência s1e (primeiro segundo da câmara esquerda), s1d (primeiro segundo da câmara direita), s2e (segundo seguinte da câmara esquerda) e s2d (segundo seguinte da câmara direita). O par de seqüência

do primeiro segundo é identificado por s1 e o par de seqüência do segundo seguinte é identificado por s2.

Os experimentos da tabela 1 foram planejados para uma análise qualitativa da computação do fluxo óptico.

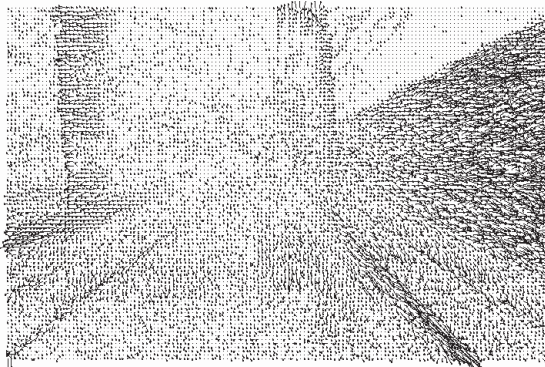
Tabela 1 - Experimentos com a computação do fluxo óptico

Exp.	Seqüência	$\lambda$	Exp.	Seqüência	$\lambda$	Exp.	Seqüência	$\lambda$
1	s1e	1	9	s1e	20	17	s1e	40
2	s1d	1	10	s1d	20	18	s1d	40
3	s2e	1	11	s2e	20	19	s2e	40
4	s2d	1	12	s2d	20	20	s2d	40
5	s1e	10	13	s1e	30	21	s1e	50
6	s1d	10	14	s1d	30	22	s1d	50
7	s2e	10	15	s2e	30	23	s2e	50
8	s2d	10	16	s2d	30	24	s2d	50

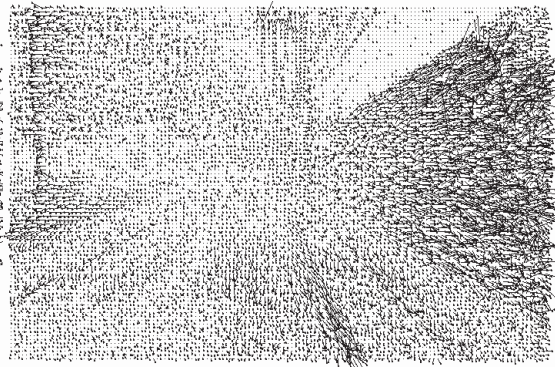
A figura 22 ilustra os resultados qualitativos obtidos com os experimentos mostrados na tabela 1. O diagrama de agulhas está com espaçamento 5 x 5 pixels. Pode-se observar pelas figuras, que o fluxo óptico apresenta, em geral, o comportamento radial esperado para o tipo de deslocamento do veículo. Na medida em que o valor de lambda aumenta a quantidade de vetores do fluxo se reduz, mantendo-se principalmente nas bordas das feições de interesse nas imagens. Outra observação é o comportamento semelhante entre a seqüência da esquerda e da direita.

Na seqüência s2 o fluxo apresenta um comportamento com mais ruído (vetores fora do padrão radial), conforme evidenciado na figura 22c e 22d. Esse comportamento pode ser creditado à mudança de iluminação existente nestas imagens.

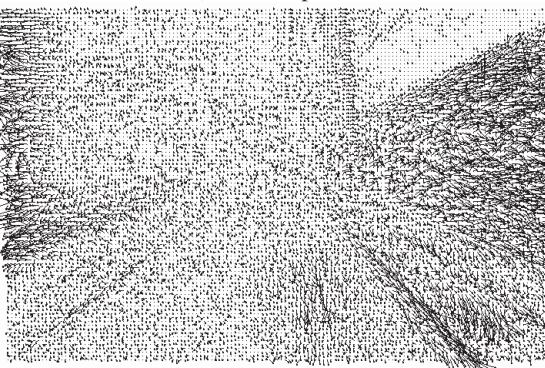
A análise quantitativa do fluxo óptico será feita em conjunto com os parâmetros do algoritmo de Canny na estimação da velocidade.



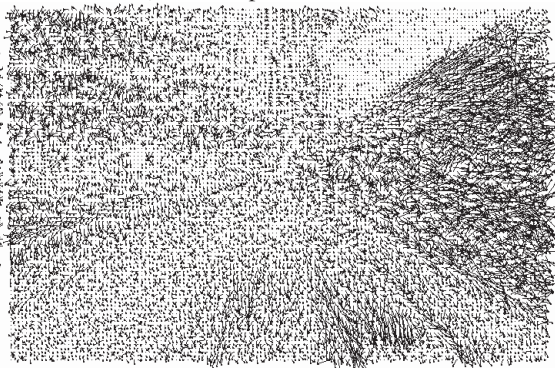
a) Fluxo experimento 1



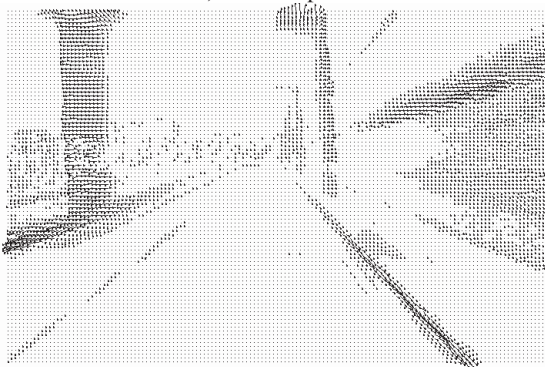
b) Fluxo experimento 2



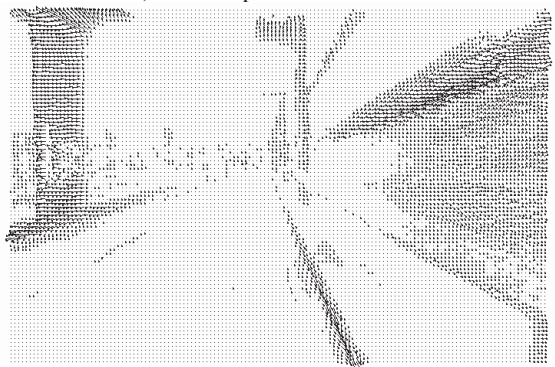
c) Fluxo experimento 3



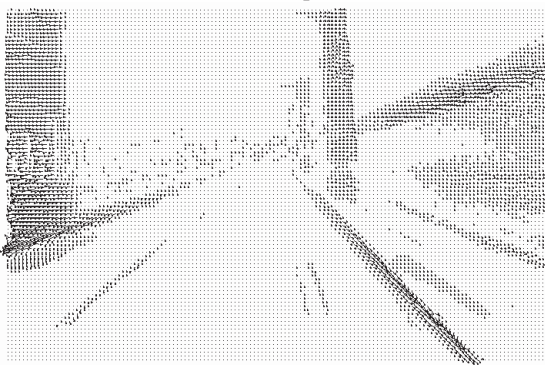
d) Fluxo experimento 4



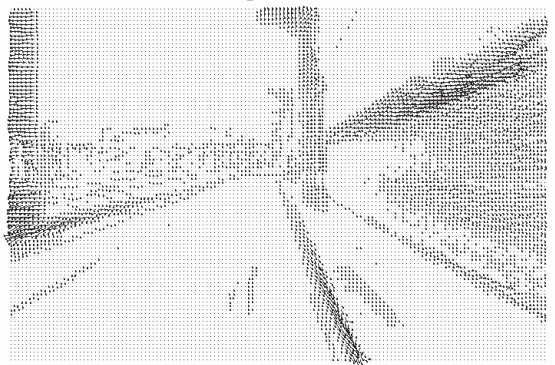
e) Fluxo experimento 5



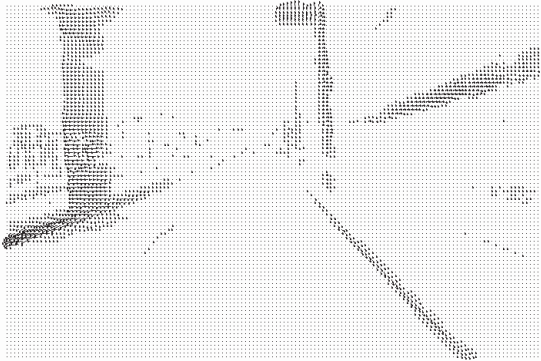
f) Fluxo experimento 6



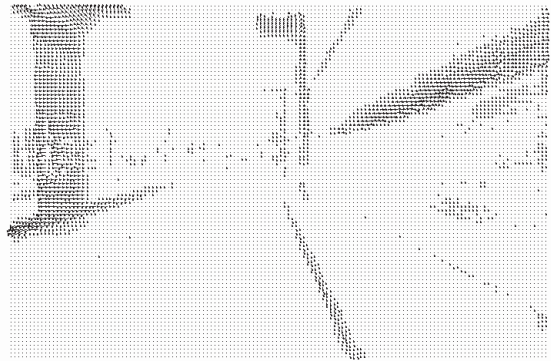
g) Fluxo experimento 7



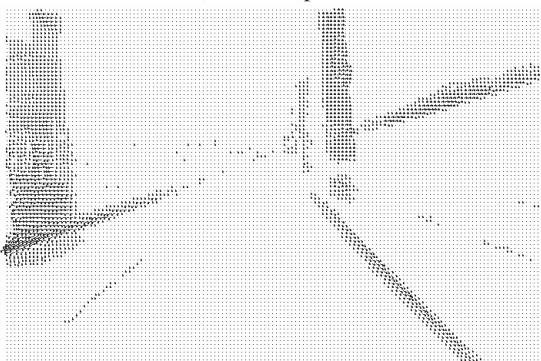
h) Fluxo experimento 8



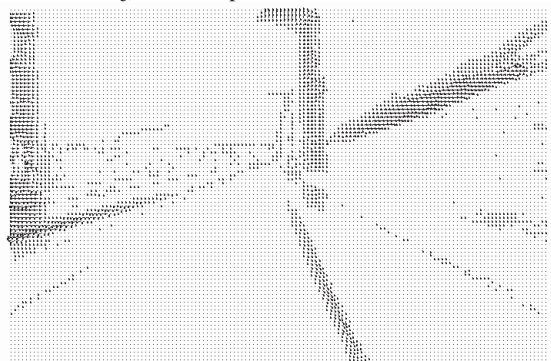
i) Fluxo experimento 9



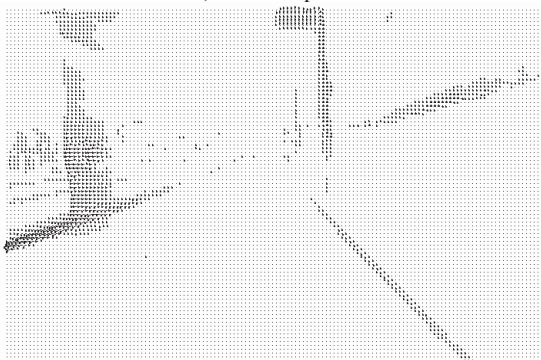
j) Fluxo experimento 10



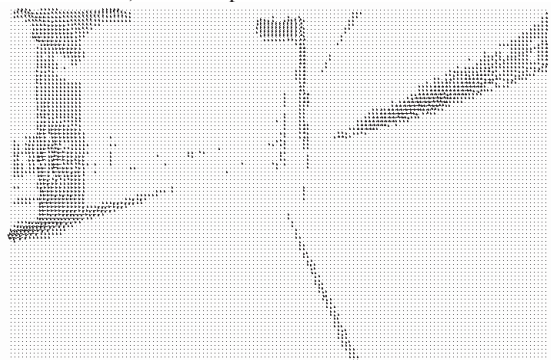
l) Fluxo experimento 11



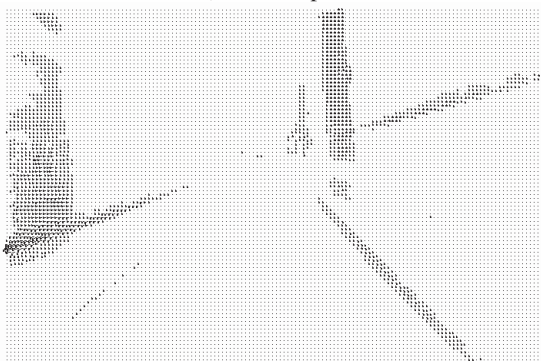
m) Fluxo experimento 12



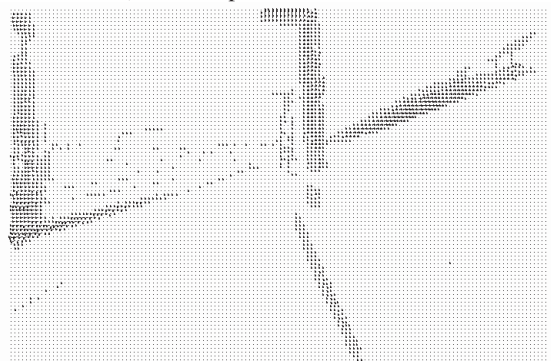
n) Fluxo experimento 13



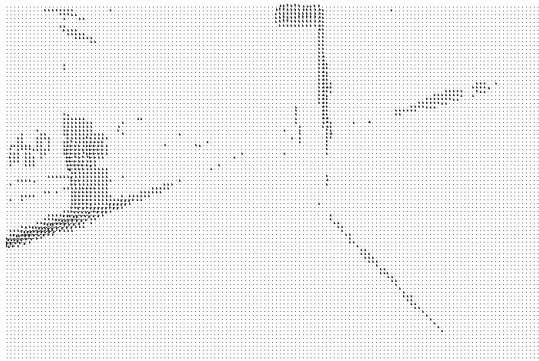
o) Fluxo experimento 14



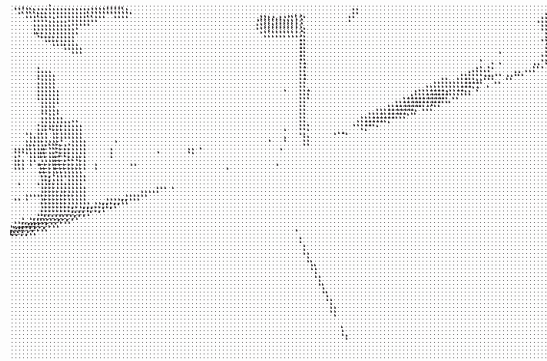
p) Fluxo experimento 15



q) Fluxo experimento 16



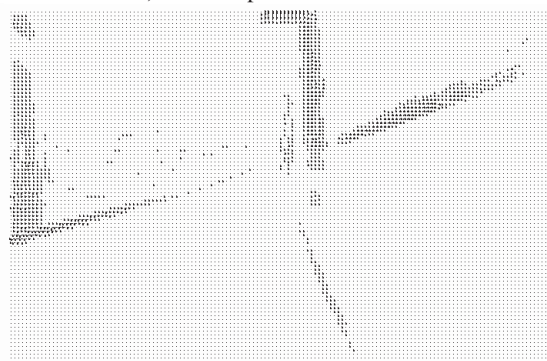
r) Fluxo experimento 17



s) Fluxo experimento 18



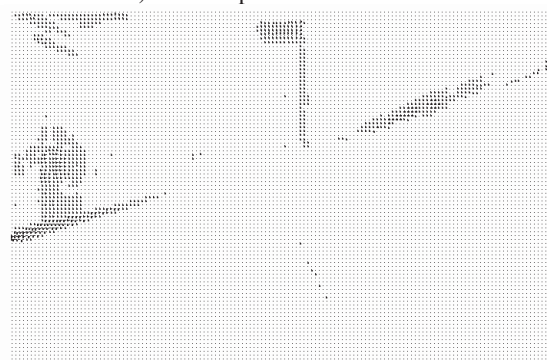
t) Fluxo experimento 19



u) Fluxo experimento 20



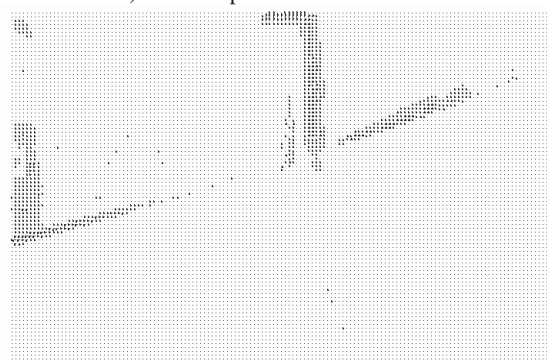
v) Fluxo experimento 21



x) Fluxo experimento 22



z) Fluxo experimento 23



w) Fluxo experimento 24

Figura 22 - Fluxos dos experimentos da tabela 1

## 4.2 Estimação da velocidade

A estimação da velocidade foi feita utilizando o fluxo óptico monocular (equação 8) filtrando os vetores que apresentaram padrão radial nas regiões de interesse e que foram detectados pelo algoritmo de Canny. A velocidade utilizada como “verdadeira” é estimada pelo GPS com valor de 19,83 km/h para a seqüência s1 e 19,75 km/h para a seqüência s2.

Os valores utilizados na equação 5 foram: altura da câmara  $h = 2,2m$  e distância focal (dada em pixels)  $f = 880,597$  (equivalente a 5,9 mm). Embora o modelo trate da rotação translacional, a mesma não é de interesse imediato e, portanto, os resultados não são apresentados.

Como a metodologia proposta utiliza no cômputo da velocidade os pontos que foram detectados pelo algoritmo de Canny, inicialmente é necessário estabelecer o conjunto de parâmetros (sigma, limiar alto e baixo) que apresenta os melhores resultados para a computação da velocidade. Estes três parâmetros são dependentes do conteúdo da imagem e devem ser determinados de forma empírica, observadas algumas condições, como por exemplo, a quantidade de pontos detectados.

Foram realizados experimentos combinando variações nestes parâmetros (tabela 2), chamados de conjuntos. Os resultados de cada experimento se referem a média da velocidade de cada seqüência com 30 imagens e 29 fluxos.

Tabela 2 - Conjuntos de parâmetros para o algoritmo de Canny

Conj.	$\sigma$	T <sub>a</sub> (%)	T <sub>b</sub> (%)	Conj.	$\sigma$	T <sub>a</sub> (%)	T <sub>b</sub> (%)	Conj.	$\sigma$	T <sub>a</sub> (%)	T <sub>b</sub> (%)
1	2,0	95	80	10	1,5	95	80	19	1,0	95	80
2	2,0	95	70	11	1,5	95	70	20	1,0	95	70
3	2,0	95	60	12	1,5	95	60	21	1,0	95	60
4	2,0	90	80	13	1,5	90	80	22	1,0	90	80
5	2,0	90	70	14	1,5	90	70	23	1,0	90	70
6	2,0	90	60	15	1,5	90	60	24	1,0	90	60
7	2,0	85	80	16	1,5	85	80	25	1,0	85	80
8	2,0	85	70	17	1,5	85	70	26	1,0	85	70
9	2,0	85	60	18	1,5	85	60	27	1,0	85	60

Como visto anteriormente, a comparação quantitativa da computação do fluxo óptico será feita com a estimação da velocidade, dessa maneira, os fluxos das seqüências foram computados usando o algoritmo seqüencial variando o parâmetro  $\lambda = 1, 10, 20, 30, 40$  e  $50$  para cada conjunto de parâmetros da tabela 2.

Tabela 3 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 1$  e seqüência s1

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	19,06	3,26	949,17	290,94	18,78	1,95	809,59	263,71
2	19,22	3,78	1.173,52	376,14	18,17	1,87	926,21	311,74
3	19,01	3,70	1.288,41	430,54	17,27	1,93	1.022,34	338,03
4	12,53	2,59	2.145,31	591,24	10,97	1,50	1.989,66	606,18
5	12,23	2,53	2.222,62	614,00	10,85	1,57	2.037,31	620,01
6	12,03	2,63	2.256,41	618,54	10,87	1,54	2.054,28	625,02
7	9,88	1,75	3.109,45	922,84	11,00	1,25	2.853,72	928,52
8	9,54	1,51	3.483,93	1.015,42	10,78	1,23	3.351,45	1.162,71
9	9,51	1,49	3.505,79	1.045,22	10,78	1,23	3.351,45	1.162,71
10	17,30	5,03	1.178,90	373,44	18,01	2,01	932,07	298,49
11	17,56	4,72	1.356,34	419,93	17,35	2,10	1.035,17	343,22
12	17,21	4,85	1.483,17	458,13	16,89	1,90	1.136,21	373,34
13	12,03	2,65	2.349,45	637,90	11,21	1,47	2.057,45	615,87
14	11,70	2,67	2.431,24	669,01	11,11	1,42	2.121,03	624,13
15	11,31	2,66	2.537,45	706,16	11,04	1,54	2.150,62	632,14
16	10,00	1,76	3.387,86	928,25	11,29	1,42	3.472,28	983,48
17	9,84	1,59	3.740,48	1.020,20	11,26	1,41	3.583,59	1.096,38
18	9,80	1,54	3.999,45	1.096,61	11,13	1,46	4.056,97	1.214,76
19	15,21	6,30	1.277,72	391,36	15,65	1,94	1.036,62	330,74
20	15,30	6,14	1.468,69	466,00	14,74	2,39	1.145,10	378,96
21	14,93	6,06	1.620,14	528,19	14,98	2,25	1.250,41	419,32
22	11,53	2,49	2.644,76	713,90	11,36	1,53	2.209,79	684,21
23	11,21	2,38	2.726,41	726,64	11,31	1,44	2.312,76	699,97
24	10,76	2,19	2.863,24	771,10	11,19	1,43	2.395,59	721,41
25	10,37	1,69	4.527,59	1.159,65	11,43	1,57	4.147,93	1.151,10
26	10,32	1,62	4.915,72	1.250,32	11,26	1,59	4.783,72	1.301,42
27	10,29	1,58	5.328,41	1.340,38	11,08	1,61	5.307,31	1.421,50

Na tabela 3 e nas seguintes, vel significa a velocidade em km/h, dp vel é o desvio-padrão da velocidade, vet é a quantidade de vetores e dp vet o desvio-padrão da quantidade de vetores. O conjunto 1 forneceu os maiores valores para a velocidade e a média (esquerda e direita) foi de 18,92 km/h, a mais próxima da velocidade “verdadeira”. Percebe-se também que a medida em que a quantidade de vetores aumenta, a estimativa da velocidade se

deteriora. Para um dado sigma, se o limiar alto ( $T_a$ ) vai diminuindo a velocidade também é reduzida, pois existe um acréscimo no número de vetores.

Tabela 4 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 1$  e seqüência s2

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	14,53	3,27	1.243,86	376,10	14,34	2,83	849,24	252,34
2	12,31	2,88	1.640,53	492,40	13,78	4,44	974,47	289,60
3	12,11	2,75	1.773,00	525,67	13,18	4,70	1.103,60	340,39
4	10,91	1,33	2.477,60	675,39	9,89	0,92	2.112,00	613,70
5	10,87	1,32	2.522,47	687,89	9,90	0,92	2.152,67	621,45
6	10,87	1,36	2.568,20	703,97	9,87	0,91	2.167,80	625,58
7	10,76	1,61	3.405,20	912,41	10,63	1,11	3.140,20	898,87
8	10,33	1,74	3.757,80	950,52	10,60	0,99	3.891,07	1.144,11
9	10,33	1,74	3.757,80	950,52	10,60	0,99	3.891,07	1.144,11
10	11,64	3,54	1.499,87	424,04	9,88	5,75	964,73	291,03
11	11,40	2,81	1.705,20	463,55	9,68	6,14	1.074,00	345,40
12	11,24	2,12	1.908,40	532,71	9,65	6,26	1.197,87	417,15
13	10,32	0,93	2.649,20	703,35	9,73	1,13	2.165,53	631,30
14	10,28	1,28	2.770,53	741,33	9,77	1,31	2.237,87	643,72
15	10,27	1,30	2.809,13	749,58	9,78	1,31	2.275,13	659,12
16	10,81	1,64	3.729,40	968,47	10,62	1,04	3.550,13	933,46
17	10,53	1,68	4.055,33	1.005,95	10,63	1,04	3.658,40	1.036,46
18	10,40	1,77	4.331,47	1.044,41	10,60	1,11	4.099,53	1.142,66
19	11,05	3,20	1.519,33	409,56	6,36	4,58	1.111,40	340,82
20	11,44	2,54	1.773,13	503,77	5,42	4,35	1.251,80	384,70
21	11,14	2,28	1.927,67	536,97	5,70	3,99	1.350,27	409,07
22	10,14	0,83	2.875,13	779,76	9,53	1,30	2.292,73	691,80
23	10,16	0,96	2.991,80	820,65	9,58	1,38	2.407,80	710,94
24	10,20	1,09	3.103,87	855,86	9,57	1,31	2.498,33	730,59
25	10,94	1,79	4.594,33	1.130,84	10,55	1,17	3.999,93	1.054,36
26	10,86	1,82	4.931,47	1.196,27	10,49	1,23	4.571,73	1.163,86
27	10,75	1,88	5.273,67	1.251,23	10,39	1,26	5.052,67	1.270,05

Como no resultado anterior, neste par de seqüências o comportamento foi o mesmo, porém a estimativa da velocidade ficou muito abaixo da verdadeira para o conjunto 1 (14,44 km/h). Os outros resultados para  $\lambda = 10, 20, 30, 40$  e  $50$  também repetem o mesmo padrão e se encontram no Apêndice B.

Esse experimento com a variação nos parâmetros de Canny, mostrou que o conjunto 1 sempre apresentou os maiores valores para a computação da velocidade e que também mais se aproximaram da velocidade “verdadeira”, tanto para as seqüências s1 quanto para as seqüências s2 e que a melhor estimativa para a velocidade com o conjunto 1 se deu no fluxo computado com lambda igual a 1.

Para verificar se existe uma associação entre a velocidade e as variáveis lambda, quantidade de vetores e o tempo (qual das duas seqüências) foi realizada uma regressão linear múltipla com o programa Minitab v. 13.0. A variável resposta é a velocidade estimada com o conjunto 1 de parâmetros de Canny (por ter sido o que apresentou os melhores resultados) e as variáveis independentes foram a quantidade de vetores, o fator lambda ( $\lambda = 1, 10, 20, 30, 40$  e  $50$ ) e o tempo ( $t = 1$  e  $2$ ).

Antes de fazer a regressão linear múltipla foi verificada a normalidade da variável velocidade (teste de Anderson-Darling,  $p = 0,175$ ). A equação da regressão linear múltipla resultante foi:  $Vel = 34,8 - 0,0145Vet - 0,250\lambda - 3,08t$

Todos os coeficientes tiveram significância estatística ( $p = 0,000$ ). Pela equação de regressão linear múltipla percebe-se que o aumento da quantidade de vetores, do valor de lambda e do tempo contribui para a diminuição da velocidade (são coeficientes negativos). Particularmente no que se refere à variável tempo, conforme observado nas tabelas anteriores, a seqüência s2 forneceu uma estimativa mais baixa da velocidade. O gráfico dos resíduos mostra que o modelo está adequado (figura 23).

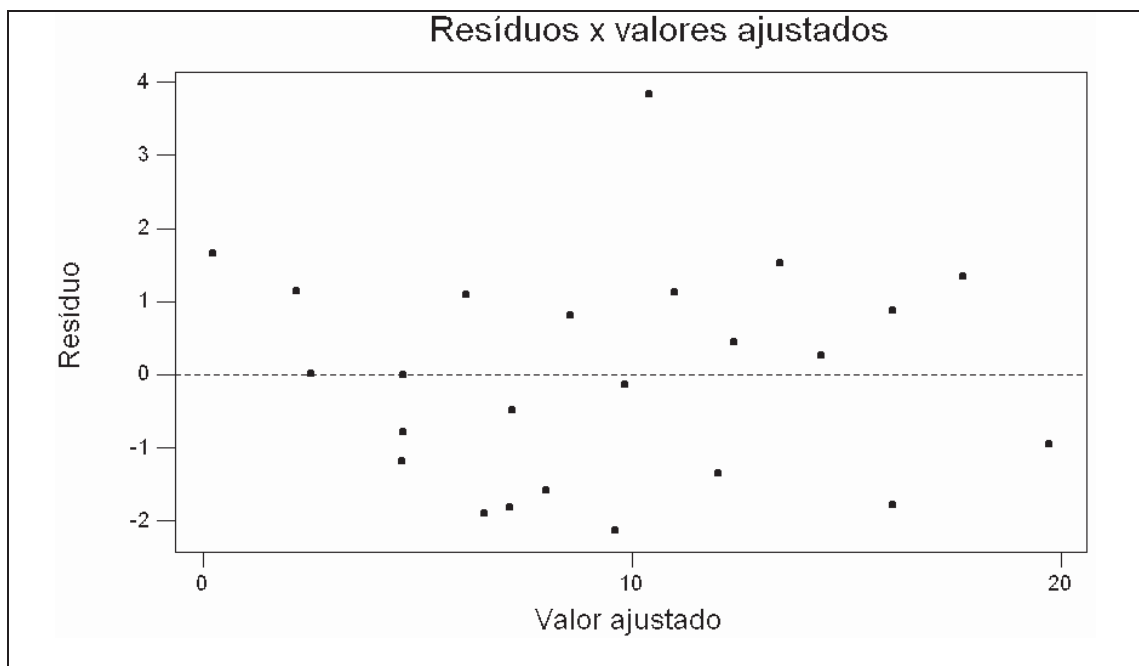


Figura 23 - Gráfico dos resíduos x valores ajustados da velocidade

Uma análise de variância entre as seqüências dos lados esquerdo e direito não mostrou diferença significativa ( $p = 0,166$ ) na velocidade estimada em cada seqüência.

#### **4.3 Computação da velocidade com segunda etapa**

Para reduzir a presença de erros grosseiros na computação da velocidade e melhorar o valor computado, foi utilizada uma outra estratégia de filtragem aqui chamada de segunda etapa. Para retirar os erros grosseiros (equação 18), os resíduos padronizados que ficarem acima ou abaixo de um desvio-padrão são retirados da computação da velocidade e a mesma é recalculada.

O gráfico da figura 24 ilustra o resultado obtido, com o fluxo filtrado pelo padrão radial, pelos pontos de Canny (conjunto 1) e  $\lambda = 1$ .

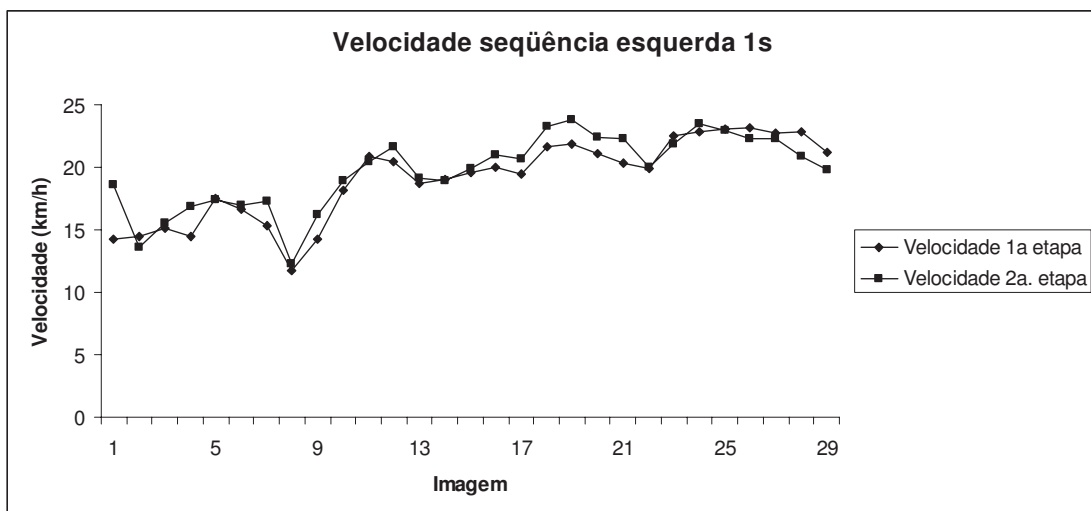


Figura 24 - Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s1e

A computação da velocidade já estava bem próxima da “verdadeira”, porém a filtragem melhora em 3% esta estimativa, passando de 19,06 km/h para 19,67 km/h.

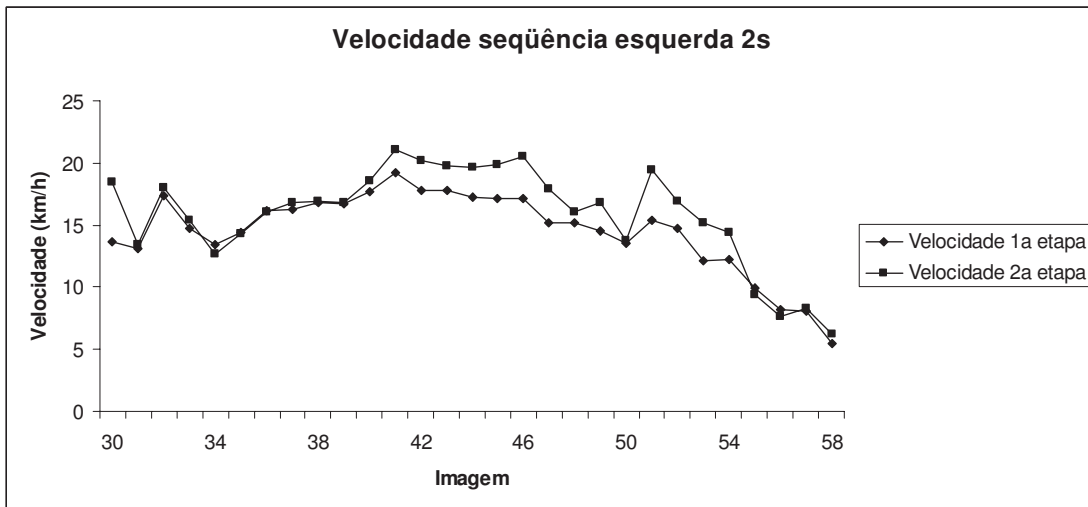


Figura 25 - Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência da esquerda s2e

Para a seqüência s2e (figura 25), a filtragem em segunda etapa melhorou a estimativa em aproximadamente 9%, passando de 14,53 km/h para 15,88 km/h. Percebe-se que a estimação da velocidade diminui na seqüência s2, devido talvez a um aumento de vetores com muito ruído (existe no final da seqüência uma grande diferença de iluminação na cena).

Para a seqüência s1d a média da primeira etapa é de 18,78 km/h e da segunda etapa é de 19,91 km/h, uma melhora de 6,01% (figura 26).

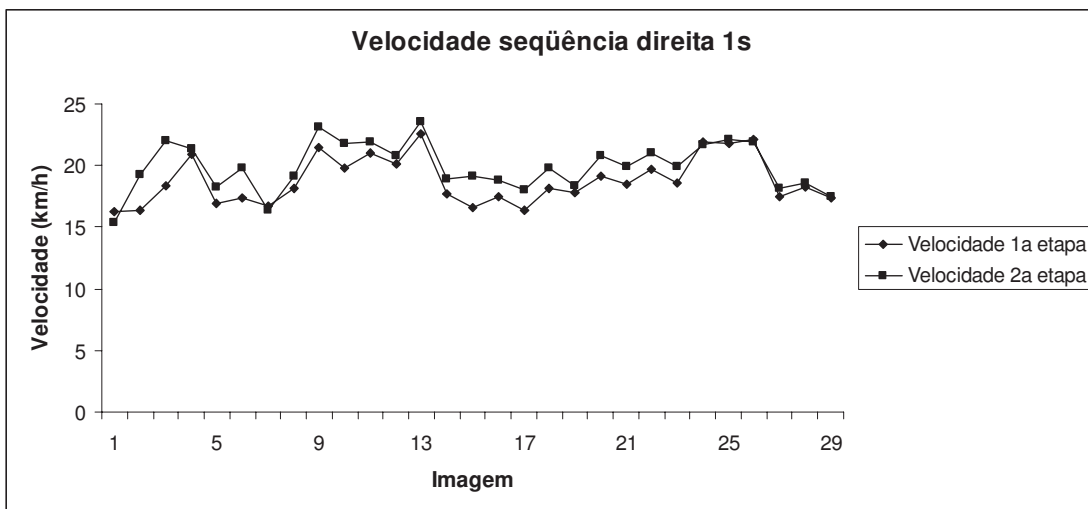


Figura 26: Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s1d

Para a seqüência s2d (figura 27) a velocidade cai para 14,34 km/h e com a filtragem ela aumenta para 16,51 km/h, uma melhora de 15,13%.

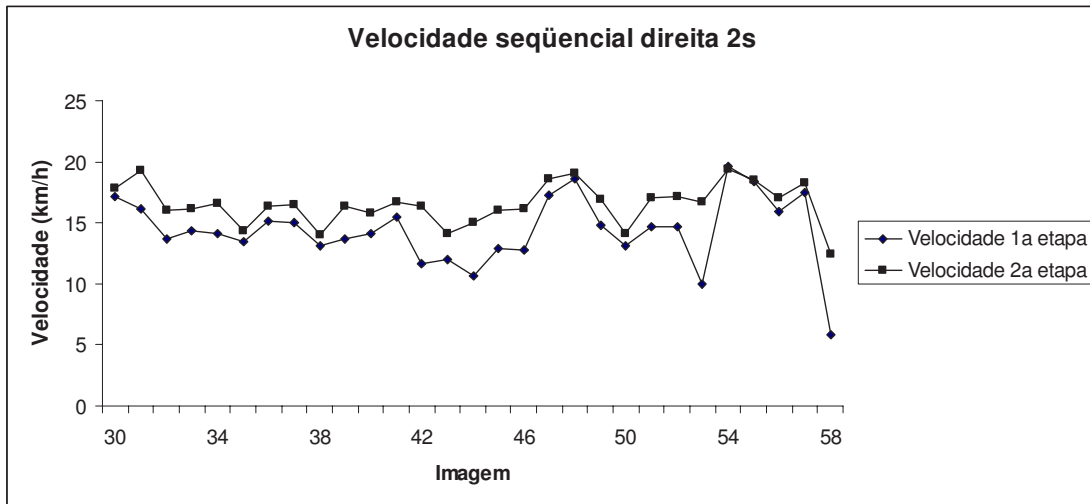


Figura 27 - Gráfico da velocidade em duas etapas para seqüência s2d

A tabela 5 resume as estatísticas da velocidade média (km/h) e do desvio-padrão na primeira e segunda etapa.

Tabela 5 - Velocidade e desvio-padrão na primeira e segunda etapa

Seq.	1ª. Etapa		2ª. Etapa	
	vel	dp vel	vel	dp vel
s1e	19,06	3,26	19,67	2,96
s2e	14,53	3,27	15,88	3,96
s1d	18,78	1,95	19,90	1,96
s2d	14,34	2,83	16,51	1,68

A quantidade de vetores na segunda etapa é reduzida, conforme a tabela 6 que resume as estatísticas da quantidade média de vetores e do desvio-padrão na primeira e segunda etapa.

Tabela 6 - Quantidade de vetores e desvio-padrão na primeira e segunda etapa

Seq.	1ª. Etapa		2ª. Etapa	
	vet	dp vet	vet	dp vet
s1e	949,17	290,94	510,83	153,35
s2e	1243,86	376,10	735,31	222,83
s1d	809,59	263,71	482,14	162,35
s2d	839,24	252,34	520,10	152,77

Aqui também se verifica que a redução da quantidade de vetores aumenta a estimativa da velocidade. Para ilustrar o efeito da redução dos vetores usando a estratégia proposta, foi tomada a imagem 29 da seqüência s1e.

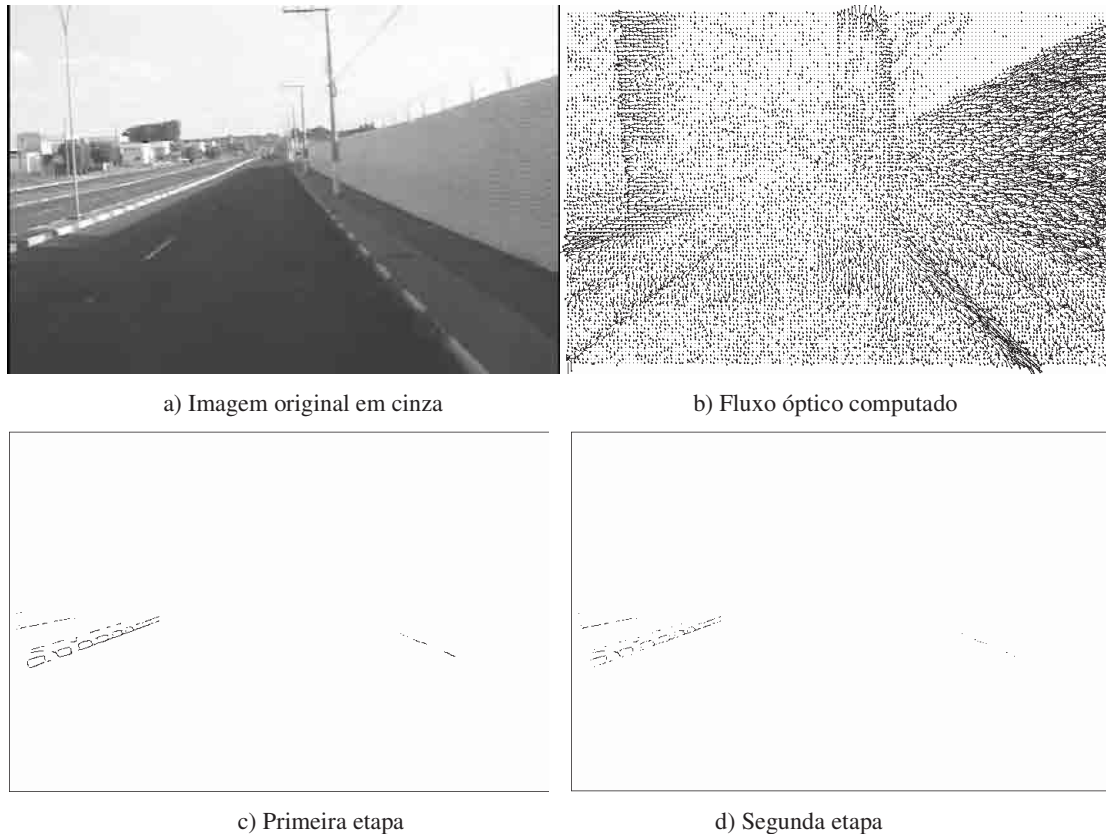


Figura 28 - Ilustração da quantidade de vetores na primeira etapa e na segunda etapa

A figura 28a mostra a imagem original em tons de cinza, a figura 28b mostra o fluxo computado com  $\lambda = 1$  e diagrama de agulhas espaçado de  $5 \times 5$  pixels. A figura 28c mostra os pontos dos vetores do fluxo que estão no padrão radial e nas regiões de interesse que foram detectados pelo algoritmo de Canny com o conjunto 1 de parâmetros. A figura 28d mostra os pontos da figura 28c que foram filtrados na segunda etapa. Percebe-se

que os vetores que contribuem com a estimação da velocidade estão na região com melhor iluminação (lado esquerdo da imagem) e alto contraste (lado direito entre o muro e a calçada).

#### **4.4 Redução do fator lambda**

Para verificar o efeito da redução do lambda, no mesmo conjunto de parâmetros e filtragem em duas etapas, foi realizado um teste com  $\lambda = 0,5$  cujos resultados estão descritos na tabela 7.

Tabela 7 – Filtragem em duas etapas:  $\lambda = 0,5$  e seqüência s1e

Conj.	1a. etapa		2a. etapa		1ª. etapa		2ª. etapa	
	vel	dp vel	vel	dp vel	vet	dp vetores	vet	dp vet
1	19,95	3,21	20,33	2,66	926,83	277,77	529,79	155,84
2	20,34	4,07	20,52	3,50	1141,24	359,36	662,97	209,95
3	20,05	4,01	20,40	3,61	1243,59	403,71	724,69	238,18
4	13,08	2,39	13,43	2,71	2077,86	550,73	1236,14	316,92
5	12,76	2,35	13,11	2,74	2151,24	569,77	1286,14	327,59
6	12,58	2,44	12,97	2,82	2182,48	573,27	1307,93	325,75
7	10,61	1,73	11,58	2,39	2985,93	838,88	1952,83	602,15
8	10,25	1,50	11,19	2,23	3339,79	919,61	2158,28	653,91
9	10,22	1,48	11,17	2,22	3359,93	945,47	2169,17	670,89
10	18,09	5,22	18,96	4,50	1140,41	351,50	648,55	196,53
11	18,47	4,94	19,06	4,26	1311,66	396,43	757,31	229,96
12	18,19	5,19	18,92	4,46	1427,66	424,84	829,10	253,55
13	12,59	2,47	13,01	2,70	2269,79	585,68	1357,93	336,37
14	12,28	2,53	12,70	2,70	2348,69	613,97	1406,07	353,91
15	11,92	2,52	12,39	2,72	2447,38	645,69	1474,41	386,88
16	10,80	1,69	11,77	2,38	3253,31	840,75	2129,45	631,38
17	10,62	1,53	11,59	2,27	3588,69	922,54	2301,52	673,75
18	10,57	1,48	11,52	2,26	3836,90	991,70	2424,55	710,12
19	15,79	6,34	16,82	5,88	1229,93	365,41	703,31	202,51
20	15,94	6,34	16,85	5,45	1412,21	435,53	812,28	245,29
21	15,63	6,43	16,57	5,22	1557,52	493,46	905,31	284,41
22	12,18	2,31	12,60	2,85	2541,86	651,44	1554,07	392,64
23	11,89	2,19	12,33	2,76	2619,10	664,34	1618,83	407,56
24	11,45	2,03	12,00	2,51	2749,38	703,60	1700,00	441,28
25	11,32	1,53	12,40	2,47	4344,69	1045,27	2725,03	730,29
26	11,29	1,49	12,36	2,43	4715,38	1126,81	2931,79	769,83
27	11,28	1,48	12,35	2,43	5103,59	1204,87	3135,38	805,39

Os valores da velocidade estimados na primeira e na segunda etapa são maiores do que quando o valor de lambda era maior ou igual a 1 para os mesmos conjuntos de

parâmetros do algoritmo de Canny. A quantidade de vetores com a diminuição do lambda também diminui.

A seqüência s2e também apresentou o mesmo padrão, ou seja, velocidade estimada maior e uma menor quantidade de vetores, porém a velocidade estimada ainda é menor do que a “verdadeira”, conforme pode ser visto na tabela 8.

Tabela 8 – Filtragem em duas etapas:  $\lambda = 0,5$  e seqüência s2e

Conj.	1a. etapa		2a. etapa		1ª. etapa		2ª. etapa	
	vel	dp vel	vel	dp vel	vet	dp vetores	vet	dp vet
1	15,98	3,66	16,91	3,86	1202,55	352,48	753,86	215,09
2	13,84	3,13	14,28	3,35	1568,48	461,07	962,83	271,54
3	13,66	3,08	13,99	3,14	1689,1	488,76	1035,45	282,83
4	11,91	1,47	12,15	1,92	2372,69	621,00	1459,59	373,09
5	11,84	1,33	12,15	1,91	2415,03	632,64	1490,90	387,72
6	11,82	1,36	12,13	1,97	2457,1	647,19	1514,34	397,30
7	11,57	1,49	11,86	2,03	3260,21	836,90	2108,76	566,17
8	11,29	1,71	11,51	2,21	3598,48	871,29	2337,38	579,35
9	11,29	1,71	11,51	2,21	3598,48	871,29	2337,38	579,35
10	13,21	3,72	13,19	3,85	1431,72	397,55	883,24	244,70
11	12,87	3,06	12,79	3,24	1625,86	428,50	991,10	253,88
12	12,56	2,27	12,59	2,43	1821,10	491,83	1107,590	287,61
13	11,32	0,96	11,47	1,39	2532,83	644,94	1566,21	389,95
14	11,25	1,24	11,32	1,58	2647,72	677,59	1643,59	408,66
15	11,22	1,26	11,29	1,59	2684,83	685,17	1673,72	415,22
16	11,66	1,50	11,82	1,93	3580,07	892,84	2353,52	591,85
17	11,41	1,55	11,63	1,92	3901,17	929,95	2552,83	620,40
18	11,33	1,62	11,57	1,95	4169,38	971,45	2718,07	644,47
19	12,60	3,35	12,56	3,78	1441,93	377,23	900,62	238,42
20	12,97	2,68	13,03	2,92	1686,14	466,70	1028,62	279,04
21	12,61	2,43	12,41	2,76	1836,21	496,41	1110,76	287,96
22	11,18	0,92	11,29	1,34	2741,52	710,05	1718,90	436,57
23	11,17	0,94	11,27	1,26	2854,97	748,65	1797,93	469,78
24	11,21	1,02	11,32	1,33	2961,72	782,18	1875,24	495,55
25	11,90	1,60	12,18	1,98	4429,59	1052,43	2886,55	692,79
26	11,82	1,66	12,15	2,02	4758,55	1114,29	3078,28	737,48
27	11,72	1,73	12,10	2,05	5090,90	1168,13	3262,00	767,86

A tabela 9 mostra os resultados com a seqüência da direita s1d. A velocidade no conjunto 1 é a maior, como nos casos anteriores e maior do que no caso de  $\lambda = 1$ . Também a quantidade de vetores é menor, conforme visto na seqüência s1e.

Tabela 9 – Filtragem em duas etapas:  $\lambda = 0,5$  e seqüência s1d

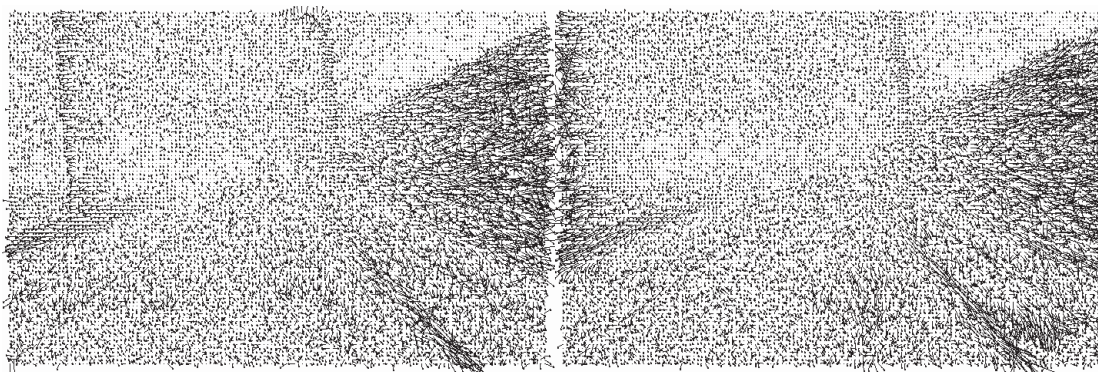
Conj.	1a. etapa		2a. etapa		1ª. etapa		2ª. etapa	
	vel	dp vel	vel	dp vel	vet	dp vetores	vet	dp vet
1	19,21	2,03	20,24	1,86	791,17	254,89	496,34	162,90
2	18,88	2,02	19,87	1,72	902,90	299,97	570,00	195,65
3	18,17	2,20	19,37	1,88	992,07	323,78	625,24	209,84
4	11,64	1,48	11,66	2,15	1920,48	564,38	1189,10	338,18
5	11,56	1,51	11,46	2,38	1965,66	576,30	1225,86	343,68
6	11,59	1,48	11,48	2,35	1981,24	580,20	1243,17	351,15
7	12,06	1,12	12,04	1,76	2740,28	854,39	1898,00	606,84
8	11,96	1,11	12,10	1,67	3213,03	1072,04	2142,97	697,61
9	11,96	1,11	12,10	1,67	3213,03	1072,04	2142,97	697,61
10	18,32	2,10	20,11	2,03	903,72	284,14	574,07	186,98
11	17,85	2,20	19,67	2,01	1002,34	325,61	632,90	209,83
12	17,13	2,21	19,19	1,70	1093,17	348,86	691,66	234,04
13	11,95	1,44	11,99	2,21	1982,48	566,54	1224,97	343,92
14	11,89	1,34	11,86	2,11	2042,55	572,45	1279,93	342,23
15	11,84	1,45	11,84	2,14	2070,48	578,56	1299,17	343,56
16	12,62	1,20	12,76	1,78	3332,21	890,44	2218,34	631,05
17	12,61	1,23	12,79	1,80	3437,66	995,33	2272,14	680,51
18	12,58	1,30	12,92	1,85	3889,17	1097,58	2508,48	729,75
19	16,20	1,86	19,01	1,84	999,38	307,73	627,93	196,74
20	15,38	2,21	18,29	2,17	1099,38	348,31	676,41	214,57
21	15,45	2,17	18,41	2,07	1196,34	382,15	731,52	232,23
22	12,26	1,45	12,36	2,23	2118,90	622,90	1333,66	380,87
23	12,18	1,36	12,29	2,14	2216,28	635,79	1397,24	388,82
24	12,06	1,35	12,11	2,12	2294,90	653,79	1446,34	397,02
25	12,91	1,46	13,31	1,98	3972,76	1030,74	2563,66	713,53
26	12,83	1,49	13,44	2,03	4582,00	1162,62	2894,55	771,29
27	12,71	1,52	13,40	2,08	5077,86	1263,68	3169,31	818,36

A seqüência s2d manteve o padrão anterior e também estimou a velocidade no melhor caso abaixo da “verdadeira”. A diminuição da quantidade de vetores também se repete (tabela 10).

Tabela 10 – Filtragem em duas etapas:  $\lambda = 0,5$  e seqüência s2d

Conj.	1a. etapa		2a. etapa		1ª. etapa		2ª. etapa	
	vel	dp vel	vel	dp vel	vet	dp vetores	vet	dp vet
1	14,56	2,61	16,65	1,74	817,72	244,46	531,86	154,006
2	14,85	4,09	16,34	2,94	938,97	277,86	609,1	180,377
3	14,26	4,23	15,57	3,77	1061,1	322,62	687,03	203,091
4	11,10	0,97	10,84	1,17	2021,45	564,56	1223,72	339,378
5	11,08	0,95	10,82	1,15	2061,31	572,34	1250,28	345,525
6	11,05	0,94	10,78	1,14	2076,14	576,57	1258,97	347,922
7	12,16	1,23	11,65	1,28	2990,69	816,17	2032,9	545,622
8	12,35	1,158	11,84	1,08	3692,28	1038,48	2455,86	682,742
9	12,35	1,15	11,84	1,08	3692,28	1038,48	2455,86	682,742
10	10,62	5,16	12,59	5,18	926,34	278,33	598,48	165,022
11	10,47	5,54	12,02	5,79	1021,93	321,10	655,79	189,774
12	10,26	5,55	11,80	6,11	1131,38	382,46	728,62	226,611
13	11,03	1,20	10,69	1,36	2065,86	578,55	1248,07	347,697
14	11,02	1,37	10,71	1,50	2136,28	590,87	1287,17	354,279
15	11,03	1,37	10,74	1,52	2171,93	604,91	1308,69	362,341
16	12,35	1,12	11,80	1,13	3379,03	852,47	2264,00	584,19
17	12,37	1,11	11,82	1,11	3483,86	949,42	2326,97	638,945
18	12,39	1,11	11,88	1,12	3900,21	1049,04	2555,31	700,26
19	7,35	4,14	9,73	4,88	1053,24	312,76	672,28	186,59
20	6,41	3,97	8,48	4,84	1179,86	351,15	742,41	206,751
21	6,67	3,76	8,46	4,72	1269,17	368,28	793,52	222,327
22	10,93	1,38	10,57	1,59	2178,48	629,69	1317,79	377,198
23	10,94	1,44	10,61	1,49	2289,17	646,09	1384,90	392,473
24	10,90	1,37	10,57	1,41	2374,48	662,31	1439,66	396,821
25	12,34	1,18	11,84	1,23	3799,24	950,77	2499,03	632,265
26	12,34	1,19	11,97	1,23	4341,03	1055,07	2805,31	693,277
27	12,27	1,18	11,98	1,21	4798,97	1151,80	3069,72	747,574

A figura 29 (a e b) ilustra o fluxo 29 e 59 da seqüência esquerda e a figura 29 (c e d) o fluxo 29 e 59 da seqüência da direita.



a) Fluxo 29 da esquerda

b) Fluxo 59 da esquerda

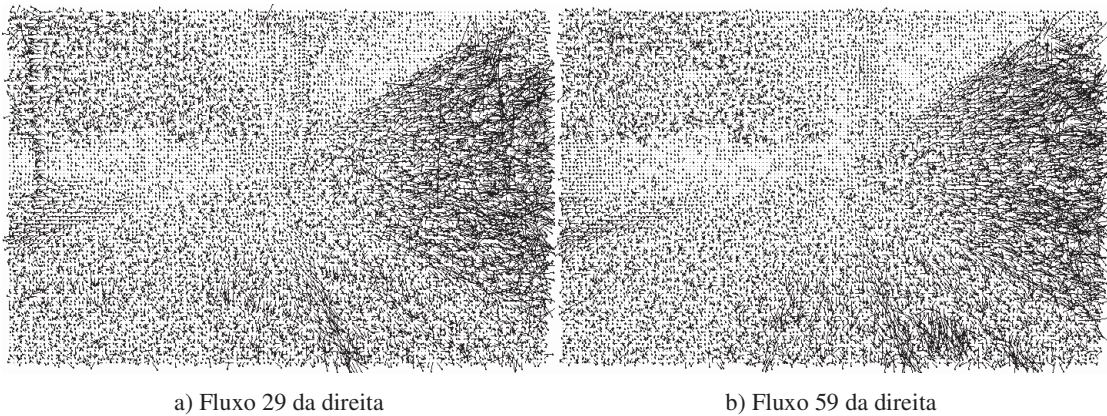


Figura 29 – Fluxo computado com  $\lambda = 0,5$

A figura 30 ilustra o efeito do valor de lambda na computação da velocidade na primeira etapa seqüência s1 com o conjunto 1 de parâmetros de Canny.

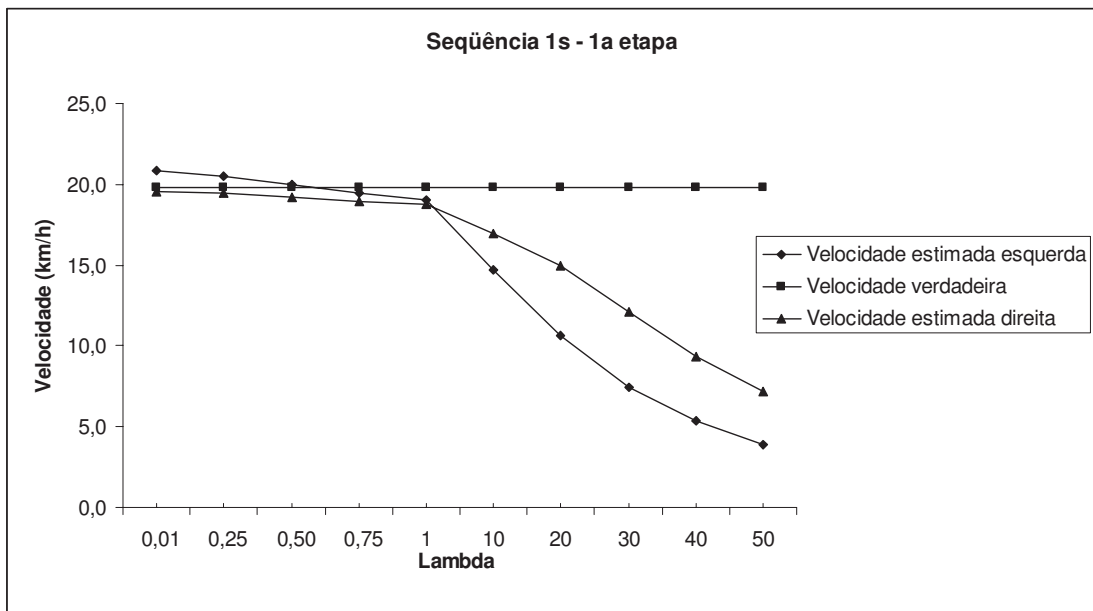


Figura 30 - Gráfico de lambda x velocidade, s1 e 1ª etapa

Com valores de lambda menor do que 1 a velocidade estimada é maior do que valores de lambda maiores ou igual a 1.

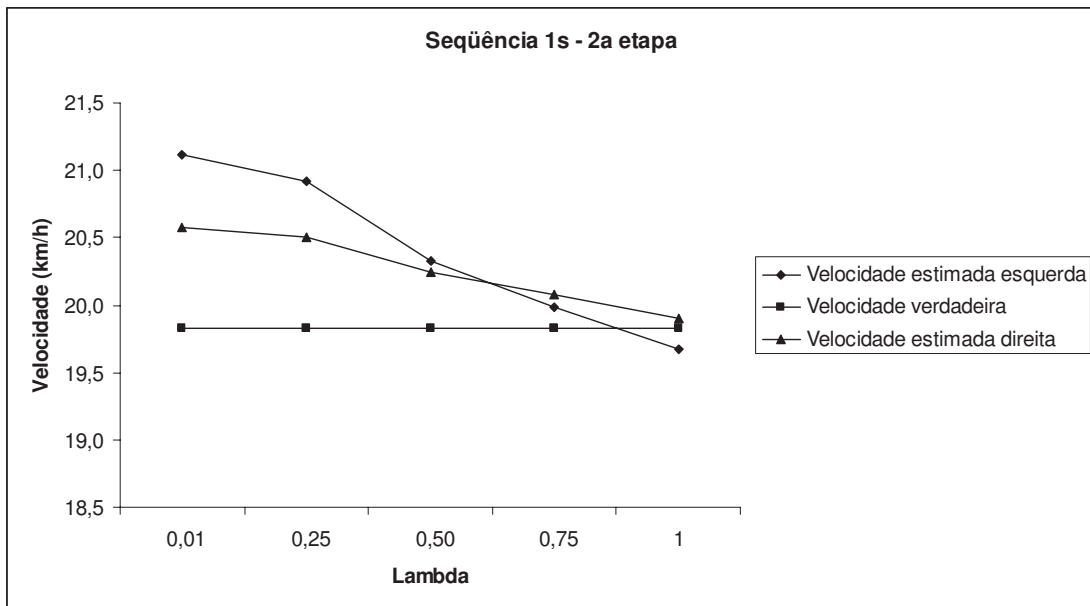


Figura 31 - Gráfico de lambda x velocidade, s1 e 2ª etapa

Como anteriormente, antes da filtragem da segunda etapa, havia sido estabelecido que o melhor valor para lambda era 1, não foram computadas as velocidades na segunda etapa para valores maiores do que 1. O gráfico da figura 31 mostra que a velocidade filtrada na segunda etapa também aumenta em relação à primeira etapa, ficando portanto maior do que a velocidade verdadeira para valores de lambda menores do que 1.

Para a seqüência s2, as velocidades estimadas com lambda menores do que 1 também são maiores do que para valores maiores ou igual a 1, porém menores do que a velocidade “verdadeira”.

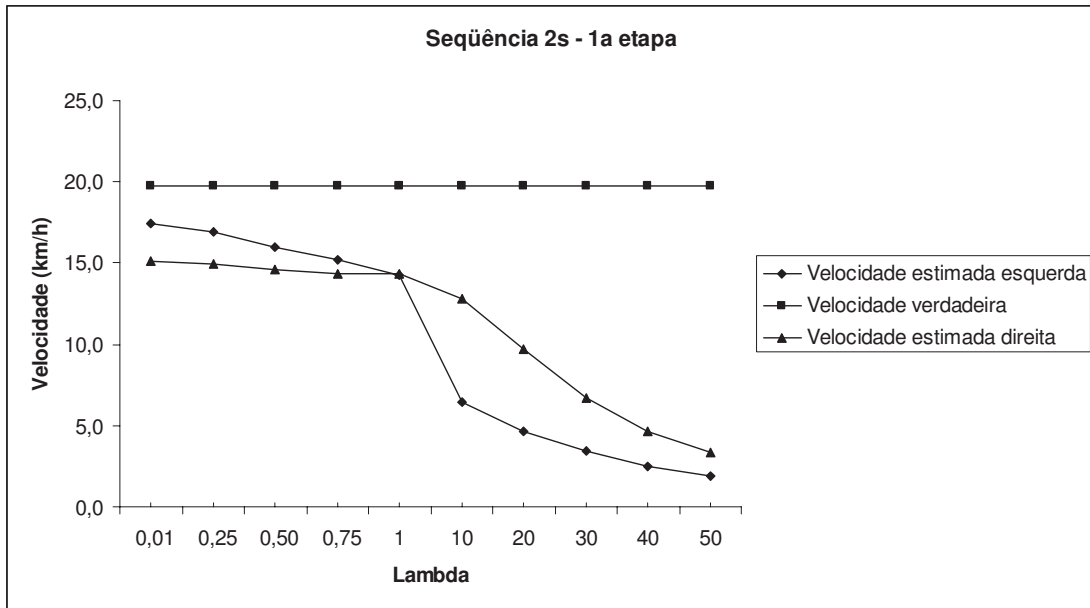


Figura 32 - Gráfico de lambda x velocidade, s2 e 1ª etapa

Assim como na seqüência s1, na seqüência s2 também a velocidade estimada na segunda etapa é maior (figura 33).

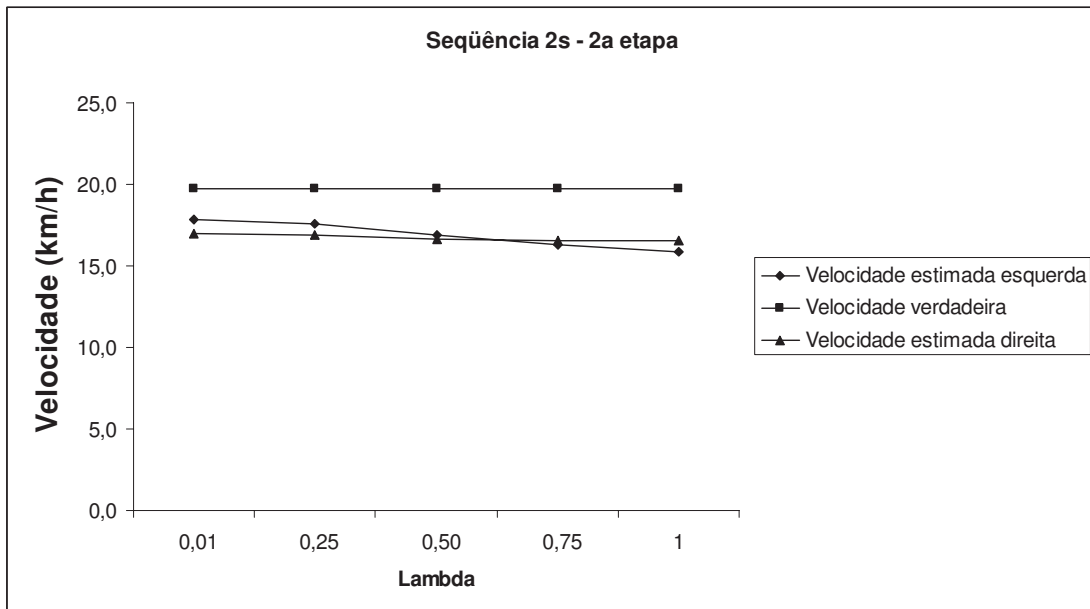


Figura 33 - Gráfico de lambda x velocidade, s2 e 2ª etapa

#### **4.5 Síntese dos resultados da estimação da velocidade**

Para verificar a proposição de que é uma boa estratégia utilizar duas etapas de filtragem com os vetores que apresentam comportamento radial nas regiões de interesse e que foram detectados pelo algoritmo de Canny, a velocidade foi estimada em duas etapas nas regiões de interesse utilizando o fluxo denso, conforme mostra a tabela 11.

Tabela 11 - Velocidade estimada apenas nas regiões de interesse

seq.	vel	dp vel	vet	dp vet	etapa
s1e	1,57	0,54	230.186	0,00	1
s1d	2,15	0,37	230.186	0,00	1
s2e	1,83	0,76	230.186	0,00	1
s2d	2,07	0,82	230.186	0,00	1
s1e	12,48	7,83	489,59	145,15	2
s1d	9,13	5,19	411,17	129,68	2
s2e	8,02	2,35	697,03	202,56	2
s2d	9,65	3,84	443,72	130,18	2

O desvio-padrão da quantidade de vetores na primeira etapa é zero devido ao fato de que todas as imagens de cada sequência possuem a mesma quantidade de vetores (fluxo denso). Mais uma vez, a velocidade estimada quando se realiza a segunda etapa aumenta e a quantidade de vetores diminui, mas mesmo assim, a velocidade é muito baixa em comparação com a “verdadeira”.

O resultado da tabela 12 foi obtido com a velocidade estimada nas regiões de interesse utilizando todos os vetores que apresentaram o padrão radial nas regiões de interesse.

Tabela 12 - Velocidade estimada apenas nas regiões de interesse com o padrão radial

seq.	vel	dp vel	vet	dp vet	etapa
s1e	3,34	0,59	110.367	25.972,80	1
s1d	4,07	0,36	107.169	22.780,10	1
s2e	3,54	0,57	113.889	27.590,10	1
s2d	3,81	0,82	107.726	24.595,40	1
s1e	12,39	7,46	485,66	142,82	2
s1d	9,29	5,04	412,90	129,78	2
s2e	8,13	2,18	705,38	210,07	2
s2d	9,91	3,85	447,17	128,70	2

Na primeira etapa a velocidade estimada usando as regiões de interesse e o padrão radial aumenta a estimativa da velocidade em relação ao valor estimado com o fluxo denso nas regiões de interesse. A velocidade estimada na segunda etapa é próxima da verificada no experimento anterior e uma possível explicação para isso é que a segunda etapa atua separando os vetores que apresentam o padrão radial.

A próxima combinação é de vetores detectados com o algoritmo de Canny nas regiões de interesse, independentemente de apresentarem ou não o padrão radial.

Tabela 13 - Velocidade estimada nas regiões de interesse e Canny

seq.	vel	dp vel	vet	dp vet	etapa
s1e	17,72	4,77	1.190,55	120,12	1
s1d	16,10	3,20	1.093,66	77,72	1
s2e	12,87	3,64	1.694,07	195,19	1
s2d	13,08	3,31	1.260,41	55,55	1
s1e	18,19	4,67	511,52	154,67	2
s1d	17,83	3,65	480,07	161,78	2
s2e	13,67	4,42	735,52	221,31	2
s2d	15,00	3,02	524,62	152,01	2

Usando os vetores que foram detectados com Canny, o resultado melhora muito em relação aos anteriores, tanto na primeira etapa quanto na segunda. Fazendo a média de s1e e s1d na segunda etapa, a velocidade estimada é de 18,01 km/h e a média de s2e e s2d é de 14,34 km/h. Estes valores são menores do que os obtidos utilizando a estratégia proposta neste trabalho (19,79 km/h e 16,20 km/h - tabela 5). Outra observação importante é a

quantidade de vetores que são aproximadamente iguais, indicando que a filtragem pelo padrão radial contribui com uma melhor estimativa da velocidade.

Portanto, a estratégia de computar a velocidade em duas etapas com filtragem dos vetores detectados pelo algoritmo de Canny no padrão radial apresentou os melhores resultados na estimação da velocidade, que serão utilizados na fototriangulação para orientar as imagens.

#### **4.6 Resultados da autocalibração fotovariante**

Foram implementadas quatro rotinas para a execução da autocalibração fotovariante com o objetivo de orientar as imagens:

- 1) Básica com 6 parâmetros de orientação exterior (ângulos e posição), 4 parâmetros de orientação interior e coordenadas dos pontos no terreno;
- 2) Injunção da base, que incluiu além dos parâmetros acima, uma equação de injunção para o comprimento da base;
- 3) Injunção da base e inclusão da velocidade (três componentes) como parâmetro;
- 4) Injunção da base e injunção da velocidade, onde a velocidade passa a ser uma equação de injunção ao invés de ser um parâmetro.

Os testes foram realizados com a mesma orientação inicial, mesma configuração e o mesmo conjunto de observações (fotocoordenadas) (tabela 14).

Tabela 14 - Configurações comuns

Tamanho do pixel (mm)	0,0067 x 0,0075
Critério de convergência – terreno (m)	0,05
Variância da base (m <sup>2</sup> )	0,001
Variância pontos terreno (m <sup>2</sup> )	1,00
Avanço da base (m)	0,915
Tamanho da janela de referência (pixels)	9 x 9
Tamanho da janela de busca (pixels)	17 x 17
Número máximo de iterações	20

A distribuição dos pontos utilizados para os testes é mostrada na figura 34.

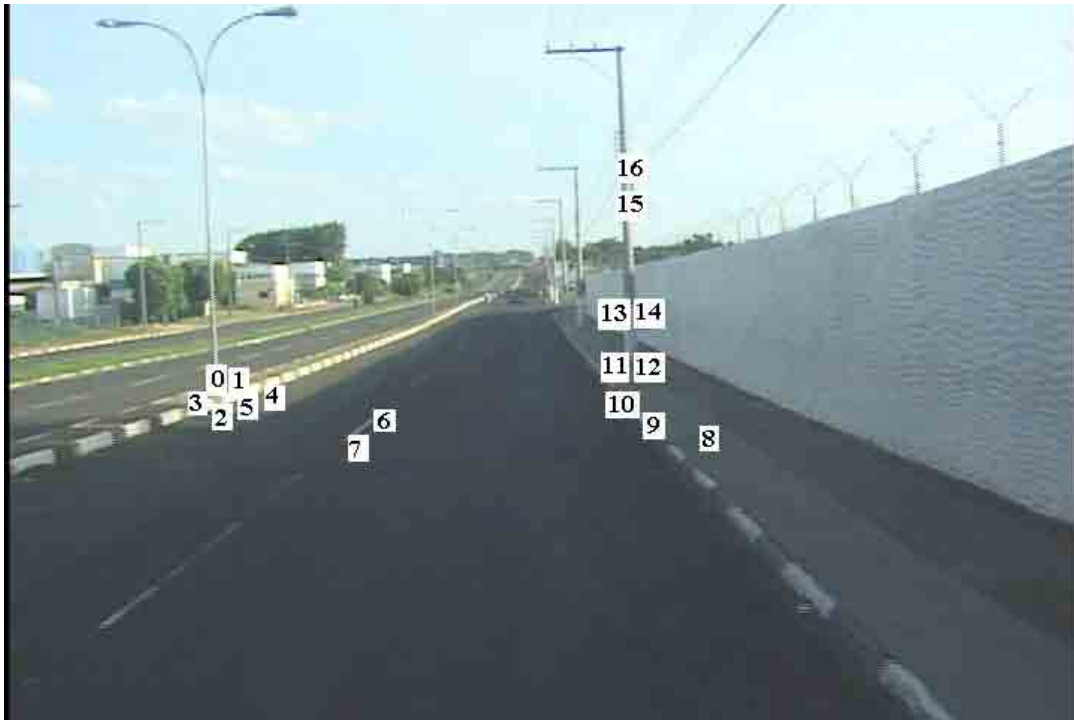


Figura 34 - Distribuição dos pontos utilizados na primeira base

Como os pontos iniciais foram coletados manualmente e a orientação inicial arbitrada como zero para os ângulos, as coordenadas dos pontos no terreno foram calculadas por interseção (equações 26-28) e mostrados na tabela 15.

Tabela 15 – Coordenadas dos pontos no terreno

No.	X(m)	Y(m)	Z(m)
0	-5,39	21,81	-0,62
1	-4,91	21,25	-0,59
2	-5,00	20,73	-0,86
3	-5,56	21,25	-0,62
4	-4,67	22,40	-0,63
5	-4,87	21,81	-0,71
6	-2,19	17,63	-0,93
7	-2,22	15,36	-1,09
8	1,84	14,51	-1,05
9	1,31	16,55	-0,96
10	1,23	17,61	-0,84
11	1,61	25,07	-0,24
12	1,78	25,07	-0,22
13	1,58	25,07	0,97
14	1,84	25,86	0,99
15	1,77	27,59	3,65
16	1,77	27,59	4,10

Pode-se perceber uma consistência geométrica com os valores calculados, por exemplo, observando os pontos 11, 12, 13, 14, 15 e 16 que estão no poste e teoricamente possuem a mesma coordenada Y. Na prática os pontos 11, 12 e 13 apresentam as mesmas coordenadas Y, o mesmo ocorrendo com os pontos 15 e 16, apesar de uma diferença de 2,52 cm, porém os pontos 15 e 16 estão acima da região de interesse e a perspectiva dificulta a interseção. O ponto 14 apresentou uma diferença de 0,79 cm com relação aos pontos 11, 12 e 13.

O avanço da base é determinado pela velocidade estimada e o tempo entre cada base, dado pela taxa de amostragem do vídeo. Para se fazer o teste com o caminhamento fotogramétrico, foram utilizadas 7 bases, totalizando um segundo. A cada 5/30s uma base é incluída, a correlação a vante é realizada e a fototriangulação feita. As quatro estratégias de fototriangulação utilizaram a mesma orientação inicial e o mesmo conjunto de variâncias para os parâmetros em comum (quadro 1).

Orientação inicial						
Foto	Omega(rad)	Phi(rad)	Kappa(rad)	Xc(m)	Yc(m)	Zc(m)
0	0,004218	0,000007	-0,000257	0,000003	-0,000006	-0,000815
1	-0,004219	-0,000007	0,000065	0,939997	0,000006	0,000815
Foto	xo(mm)	yo(mm)	f(mm)	k1(mm <sup>-2</sup> )		
0	-0,000002	0,000710	5,900010	0,000086		
1	0,000002	-0,000711	5,899996	-0,000022		
Variâncias						
ÂNGULO(rad <sup>2</sup> ): 0,005000						
POSIÇÃO(m <sup>2</sup> ): 0,005000						
OI- (xo,yo,f) (mm <sup>2</sup> ): 0,050000						
OI- k1 (mm <sup>4</sup> ): 0,050000						
FOTOC(mm <sup>2</sup> ): 0,010000						

Quadro 1 – Orientação inicial e variâncias para os parâmetros em comum

#### **4.6.1 Resultados da fototriangulação básica**

O quadro 2 mostra um resumo do resultado da fototriangulação básica após a entrada da última base, sem injeção de peso e de velocidade, e tendo como parâmetros os seis elementos de orientação exterior e quatro elementos de orientação interior de cada foto, e as coordenadas dos pontos no terreno. As diferenças angular e CP são calculadas pela subtração do parâmetro da esquerda pelo da direita.

$\Delta\Omega(\text{rad})$	Diferença angular		Diferença CP		
	$\Delta\Phi(\text{rad})$	$\Delta\kappa(\text{rad})$	$\Delta X_c(\text{m})$	$\Delta Y_c(\text{m})$	$\Delta Z_c(\text{m})$
-0,007195	-0,001724	0,026677	0,937552	0,000232	0,000860
-0,006048	-0,000552	0,028593	0,940110	-0,000218	0,001357
-0,009831	0,000477	0,022725	0,939964	-0,000077	0,001382
-0,009874	0,000367	0,021134	0,939645	-0,000075	0,001280
-0,009624	0,000033	0,016318	0,939666	-0,000041	0,001374
-0,009509	-0,000010	0,019590	0,939661	-0,000006	0,001406
-0,009523	0,000468	0,020267	0,939783	-0,000007	0,001407
Contribuições ao sigma					
Fotocoordenadas	35,938792				
Orientação exterior	0,398041				
Orientação interior	0,503752				
Pontos terreno	0,210784				
Sigma a posteriori	0,077839				
Qui-quadrado(gl)	37,051370		476		

Quadro 2 – Resumo do resultado da fototriangulação básica

A análise da qualidade do ajustamento será feita posteriormente comparando as quatro estratégias de fototriangulação. Na diferença angular, o ângulo  $\varphi$  mudou de sinal na terceira, quarta, quinta e sétima bases, os outros parâmetros permaneceram praticamente constantes.

#### **4.6.2 Resultados da fototriangulação tendo a base como injunção**

O resumo do quadro 3 mostra os resultados da fototriangulação tendo a base como injunção. No caso específico, ao final do processo, 7 equações de injunção de base (equação 33) são incluídas após as equações de observações.

Variância para a base(m <sup>2</sup> )	0,001						
	Diferença angular			Diferença CP			
$\Delta\Omega(\text{rad})$	$\Delta\Phi(\text{rad})$	$\Delta\kappa(\text{rad})$	$\Delta X_c(\text{m})$	$\Delta Y_c(\text{m})$	$\Delta Z_c(\text{m})$		
-0,012282	0,000862	0,024188	0,939974	0,000379	0,000494		
-0,010458	0,000858	0,026341	0,939975	-0,000248	0,000782		
-0,014229	0,003784	0,027084	0,940007	0,000138	-0,000085		
-0,011142	0,000332	0,019479	0,939998	-0,000068	0,001181		
-0,010794	0,000354	0,017310	0,939999	0,000083	0,001380		
-0,010861	0,000509	0,019228	0,940000	0,000051	0,001449		
-0,028807	-0,027142	0,041921	0,940076	0,000381	0,002292		
base	0	1	2	3	4	5	6
(m)	0,939974	0,939976	0,940007	0,939999	0,940000	0,940001	0,940079
Contribuições ao sigma							
Fotocoordenadas	3714,243864						
Orientação exterior	63,265712						
Orientação interior	110,563037						
Pontos terreno	11,313189						
Bases	0,008261						
Sigma a posteriori	8,140697						
Qui-quadrado(gl)	3899,394062			479			

Quadro 3 – Resumo do resultado da fototriangulação com injunção de base

Neste relatório estão incluídos os valores da base ajustada, que não mudam significativamente. As diferenças angular e de CP também permanece quase constante.

#### **4.6.3 Resultados da fototriangulação com injeção da base e velocidade como parâmetro**

Nesta fototriangulação, além da injeção da base, foi incluída a velocidade como parâmetro (equação 34). Na primeira base, a velocidade não é calculada, pois não existe variação do espaço.

Variância para a base (m <sup>2</sup> )	0,001				
Variância para a velocidade(m <sup>2</sup> /s <sup>2</sup> )	0,500				
	Diferença angular			Diferença CP	
$\Delta\Omega(\text{rad})$	$\Delta\Phi(\text{rad})$	$\Delta\kappa(\text{rad})$	$\Delta X_c(\text{m})$	$\Delta Y_c(\text{m})$	$\Delta Z_c(\text{m})$
-0,008167	-0,000123	0,026313	0,940605	-0,001210	0,001035
-0,008016	0,000132	0,028415	0,939886	-0,060957	0,005777
-0,009940	0,000476	0,021586	0,943465	-0,071375	0,018108
-0,009770	0,000306	0,020567	0,952115	-0,073312	0,021282
-0,009643	0,000586	0,020155	0,929448	-0,072583	0,028605
base	0	1	2	3	4
(m)	0,940607	0,941878	0,946334	0,9551771	0,932717
Contribuições ao sigma					
Fotocoordenadas	21,881850				
Orientação exterior	0,287339				
Orientação interior	0,255324				
Pontos terreno	0,091358				
Bases	1007,627052				
Sigma a posteriori	2,985922				
Qui-quadrado(gl)	1030,142922		345		

Quadro 4 – Resumo do resultado da fototriangulação com injeção de base e velocidade como parâmetro

A partir da quinta base não se verifica convergência no ajustamento. Pode-se perceber que na quarta base a contribuição ao valor do sigma a posteriori pelas bases é muito grande, pois na terceira e quarta bases o resíduo é alto. Como o que mudou neste ajustamento foi a inclusão da velocidade como parâmetro (em comparação com o resultado anterior), para o mesmo conjunto de variâncias (pesos) a convergência não se verifica.

#### **4.6.4 Resultados da fototriangulação utilizando a base e a velocidade como injunções**

Quando a velocidade entra como injunção, o resultado que aparece no quadro 5 é a média do módulo da velocidade (três componentes) calculada em função do deslocamento do CP da esquerda e da direita de cada base.

Variância para a base (m <sup>2</sup> )	0,001						
Variância para a velocidade(m <sup>2</sup> /s <sup>2</sup> )	0,500						
	Diferença angular			Diferença CP			
$\Delta\Omega(\text{rad})$	$\Delta\Phi(\text{rad})$	$\Delta\kappa(\text{rad})$	$\Delta X_c(\text{m})$	$\Delta Y_c(\text{m})$	$\Delta Z_c(\text{m})$		
-0,007195	-0,001788	0,026650	0,939995	0,000234	0,000866		
-0,006051	-0,000523	0,028608	0,940001	-0,000219	0,001357		
-0,009833	0,000479	0,022731	0,940000	-0,000077	0,001382		
-0,009875	0,000365	0,021138	0,939998	-0,000075	0,001281		
-0,009625	0,000032	0,016322	0,939998	-0,000041	0,001374		
-0,009510	-0,000012	0,019593	0,939997	-0,000006	0,001407		
-0,009524	0,000467	0,020270	0,939999	-0,000007	0,001407		
base	0	1	2	3	4	5	6
(m)	0,939995	0,940002	0,940001	0,939999	0,939999	0,939998	0,940000
velocidade	1	2	3	4	5	6	
(m/s)	5,495058	5,486814	5,489636	5,490564	5,490099	5,490038	
Contribuições ao sigma							
Fotocoordenadas	35,969188						
Orientação exterior	442,519057						
Orientação interior	6,092623						
Pontos terreno	0,210662						
Bases	0,000039						
Velocidades	0,033981						
Sigma a posteriori	0,991463						
Qui-quadrado(gl)	484,825550			489			

Quadro 5 – Resumo do resultado da fototriangulação com injunção de base e injunção de velocidade

As diferenças angular e CP mostram que os parâmetros ficaram praticamente constantes, incluindo as bases e as velocidades estimadas entre elas.

Para comparar a qualidade do ajustamento nas quatro estratégias de fototriangulação foi feito um gráfico com o valor de  $\hat{\sigma}_0^2$  obtido em cada etapa do ajustamento (figura 35). As estratégias de fototriangulação foram numeradas no gráfico: 1 – fototriangulação básica, 2 – fototriangulação com injunção da base, 3 – fototriangulação com injunção da base e velocidade como parâmetro e 4 – fototriangulação com injunção de base e injunção de velocidade. O resultado da fototriangulação 3 na sexta e sétima bases não aparecem pois o ajustamento não convergiu. Como até a quinta base o resultado estava acompanhado o padrão das outras estratégias, é possível que as variâncias estejam causando a divergência.

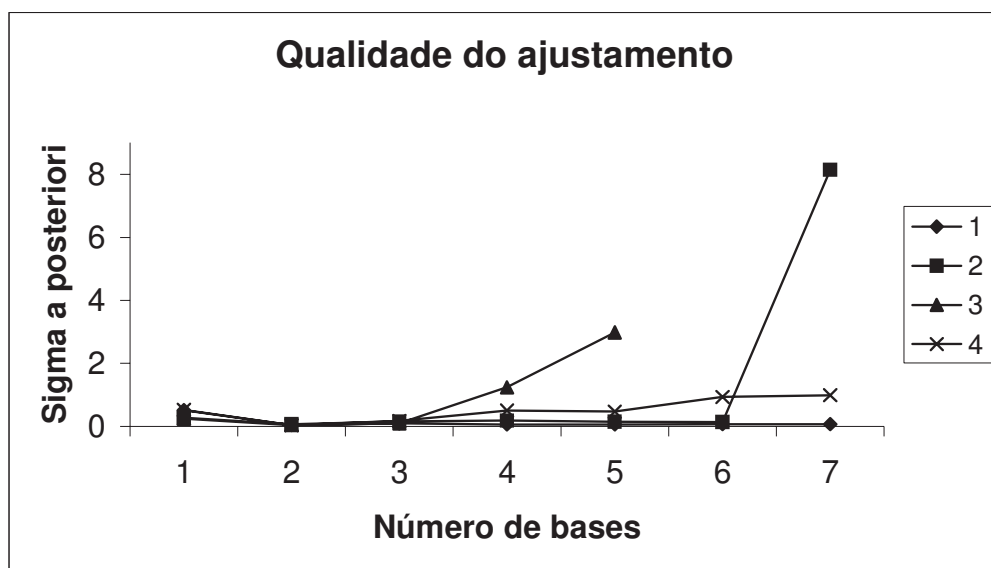


Figura 35 – Gráfico da qualidade do ajustamento

A fototriangulação utilizando a base e a velocidade como injunções apresentou a melhor qualidade no ajustamento. A estratégia de fototriangulação básica apresentou os menores valores e a fototriangulação utilizando somente a base como injunção elevou significativamente o valor de  $\hat{\sigma}_0^2$  após a inclusão da última base.

A tabela 16 mostra os limites dos valores da distribuição qui-quadrado para um nível de significância de 5% e os respectivos valores calculados pela fototriangulação utilizando as bases e as velocidades como injunções. Quando o valor calculado está no intervalo entre os valores inferior e superior, considera-se que o ajuste é adequado.

Tabela 16 – Valores calculados e tabelados da distribuição qui-quadrado

Base	gl	calculado	inferior	superior
1	69	36,22	47,92	93,85
2	139	5,72	108,25	173,53
3	209	36,59	170,85	250,93
4	279	142,89	234,62	327,16
5	349	165,31	299,13	402,64
6	419	393,39	364,18	477,60
7	489	484,83	429,62	552,16

Até a entrada da base 5 a qualidade do ajuste não é adequada, porém com a inclusão da sexta base, o ajustamento se torna adequado e na última base também a qualidade do ajustamento é garantida pelo teste qui-quadrado.

## **5 CONCLUSÕES**

Neste trabalho foi apresentada uma nova metodologia para posicionar e orientar automaticamente uma seqüência de pares de imagens obtidas com um par de câmaras de vídeo digital de um sistema móvel de mapeamento terrestre sem a utilização de sensores externos e pontos de apoio, dado um conjunto de fotocoordenadas coletadas manualmente no primeiro par.

Essa metodologia visa contribuir com a automação da UMMD e prover uma alternativa semi-automática quando não existirem sensores externos de posicionamento ou quando, na existência destes, o sinal ficar obstruído por alguma razão.

Para posicionar relativamente os pares seguintes (a partir do primeiro par), foi estimada a velocidade monocular usando o fluxo óptico, com uma estratégia de filtragem que consiste em reduzir a quantidade de vetores do fluxo óptico, que em situações reais, apresentam uma grande quantidade de ruídos o que inviabiliza a estimação. Para tal filtragem foram utilizados os vetores da metade inferior da imagem (onde estão as feições de interesse em um levantamento desse tipo), que apresentam padrão radial (dado pelo deslocamento a vante em uma via plana) e que foram detectados pelo algoritmo de Canny (variação significativa da intensidade). Além disso, uma segunda etapa na estimação da velocidade foi utilizada, reduzindo os erros grosseiros (vetores cujo resíduo padronizado estavam acima de um desvio-padrão para cada uma das componentes).

Existe nesse processo uma grande quantidade de variáveis que precisam ser determinadas de forma empírica e um planejamento de experimentos que envolva todas elas se torna fatorial e fica praticamente inviável de ser realizado. Dessa forma, buscou-se determinar alguns fatores considerados mais fundamentais, como o fator lambda na computação do fluxo óptico e os parâmetros do algoritmo de Canny.

Os experimentos realizados mostraram que o fator  $\lambda = 1$ , combinado com os valores para os parâmetros de Canny do conjunto 1 foram os mais adequados para a estimação da velocidade monocular. Além disso, a estratégia de filtragem se mostrou eficaz, melhorando a estimativa da velocidade que foi utilizada para fornecer uma aproximação inicial para a posição relativa das bases seguintes, pois a taxa de amostragem das imagens é conhecida.

A computação da velocidade para a primeira seqüência foi de 19,78 km/h que comparada com a velocidade “verdadeira” de 19,83 km/h se mostrou muito precisa. Na seqüência s2 a velocidade estimada foi de 16,20 km/h, cerca de 20% menor do que o valor “verdadeiro” de 19,75 km/h. Esse fato pode ser creditado a uma mudança brusca na iluminação da segunda seqüência. Uma alternativa para tentar amenizar essa mudança brusca seria equalizar as imagens antes da computação do fluxo óptico.

Após a computação da velocidade e do posicionamento das bases, foram utilizadas quatro estratégias de fototriangulação com autocalibração fotovariante para orientar as imagens. A primeira usou apenas as equações de colinearidade e as fotocoordenadas como observações. A segunda utilizou a base como injunção. A terceira estratégia modificou as equações de colinearidade e incluiu a velocidade como parâmetro. Nesta estratégia, para um dado conjunto de variâncias, a qualidade do ajustamento se deteriorou devido ao fato de que uma pequena mudança na velocidade se propagava para o CP e conseqüentemente aumentava o resíduo da base. Uma alternativa para esse problema seria reduzir o peso da velocidade. Finalmente, a quarta estratégia de ajustamento se mostrou a mais adequada, pois além da injunção da base, a velocidade foi incluída como injunção. Ao contrário do caso anterior, como a velocidade era injunção, sua contribuição com a medida da base não influiu nos resíduos da mesma.

Em geral a literatura existente sobre o fluxo óptico não comenta sobre o parâmetro de regularização, que neste trabalho foi mostrada sua influência de forma empírica. Além disso, em fotogrametria poucos trabalhos fizeram uso desta técnica como aqui apresentada.

Alguns pontos podem ser apontados para uma automação maior em trabalhos futuros, como por exemplo, uma coleta automática dos pontos homólogos no primeiro par poderia ser feita levando-se em consideração os pontos que entraram na computação da velocidade na forma aqui proposta.

Uma outra contribuição seria calcular a distância de pontos no terreno ao CP usando o fluxo óptico binocular e comparar com a interseção fotogramétrica, para verificar qual possui melhor acurácia e precisão. Porém uma das dificuldades com o fluxo óptico binocular é o cálculo da disparidade (paralaxe) entre os vetores da esquerda e da direita, já que verificou-se que os eixos ópticos não são paralelos entre si e não ortogonais à base, além do fato da grande mudança de escala existente em imagens do tipo obtido com a UMMD.

## **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- BARBOSA, R. L. et al. A computação do fluxo óptico em imagens obtidas por um sistema móvel de mapeamento terrestre. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 57, n. 2, p. 72-78, 2005.
- BARRON, J. L., FLEET, D. J., BEAUCHEMIN, S. S. Performance on optical flow techniques. **International Journal of Computer Vision**, v.12, n.1, p.43-77, 1994.
- BEAUCHEMIN, S. S., BARRON, J. L. The computation of optical flow. **ACM Computing Surveys**, v. 27, n. 3, p. 433-467, 1995.
- BRANCA, A., STELLA, E., DISTANTE, A. Passive navigation using egomotion estimates. **Image and vision computing**, v. 18, p. 833-841, 2000.
- BRUHN, A., et al. Real-time optic flow computation with variational methods. In: **International Conference on Computer Analysis of Image and Patterns (CAIP03)**, p. 222-229, 2003.
- CANNY, J. A computational approach to edge detection. **Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, V. PAMI-8(6), p. 679-698,1986.
- CASTELLANO, G., BOYCE, J.F., SANDLER, M.B. Regularized CDWT optical flow applied to moving target detection in IR imagery. **Machine Vision and Applications**, v.11, n.6, p.277 - 288, 2000.
- GALO, M. **Automação dos processos de correspondência e orientação relativa em visão estéreo**. 2003. 262f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade de Campinas.
- GEMAEL, C. **Introdução ao ajustamento de observações: aplicações geodésicas**. Curitiba: UFPR, 1994. 319p.
- GIACHETTI, A. Matching techniques to compute image motion. **Image and Vision Computing**, v.18, n.3, p. 247-260, 2000.
- GIACHETTI, A., CAMPANI, M., TORRE, V., The use of optical flow for road navigation. **IEEE Transactions on robotics and automation**, v. 14, n. 1, p. 34-48, 1998.
- GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E. **Digital image processing**. New York: Addison Wesley, 1992. 716p.
- HAFSKJOLD, B. H. et al. Integrated camera-based navigation. **Journal of Navigation**, v. 53, n. 2, p. 237-245, 2000.
- HORN, B. K. P., SCHUNCK, B. G. Determining optical flow. **Artificial Intelligence**, v. 17, p. 185-203, 1981.
- HORN, B. K. P. **Robot Vision**. London: MIT, 1986. 509p.
- KOYAMA, C. S., HASEGAWA, J. K. Radar fotogramétrico: cálculo da velocidade de um objeto a partir de uma seqüência de imagens digitais. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 54, n. 1, p.1-9,2002.
- LIU, H., ROSENFELD, A., CHELLAPPA, R. Two-frame optical flow estimation using wavelet decomposition. In: **International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing**, v. 4, p. 3588-3591, 2002.

- MARR, D. **Vision**. New York: Freeman, 1982. 397p.
- OLIVEIRA, E. B. et al. Interseção Fotogramétrica em um Banco de Imagens Georreferenciadas. **Revista Brasileira de Cartografia**, v.55, n.1, p.62 - 71, 2003.
- OLIVEIRA, R. A., SILVA, J. F. C. Banco de imagens georreferenciadas no mapeamento terrestre móvel. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 7, n. 2, p. 63-77, 2001.
- OLIVEIRA, I. N. S., RODA, V. O. Metodologia para detecção rápida do movimento em seqüências de imagens. In: **V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**, 2002, Gramado.
- PRAZDNY, K. Egomotion and relative depth map from optical flow. **Biological Cybernetics**, v. 36, n. 87, p. 87-102, 1980.
- RONCELLA, R., REMONDINO, F., FORLANI, G. Photogrammetric bridging of GPS outages in mobile mapping. In: **VIII Videometrics**, v. 5665, pp. 308-319, 2005.
- SHI, Y. Q., SUN, H. **Image and video compression for multimedia engineering: fundamentals, algorithms and standards**. Boca Raton: CRC Press, 2000. 480p.
- SILVA, J. F. C. **Fototriangulação no caminhamento fotogramétrico**. 1997. 85f. Tese (Livre docência em fotogrametria) – Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Estadual Paulista, Presidente Prudente.
- SILVA, J. F. C. et al. A street map built by a mobile mapping system. In: **International Congress of Photogrammetry and Remote Sensing**, 21., 2000, Amsterdam. **Proceedings**. Amsterdam: International Society of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000. v. CDROM1. p. 506-513.
- SILVA, J. F. C., CAMARGO, P. O., GALLIS, R. B. A. Development of a low-cost mobile mapping system: a south american experience. **Photogrammetric Record**, v. 18, n. 101, p.5-26, 2003.
- SILVA, J. F. C. et al. Avaliação da qualidade da detecção de bordas em uma seqüência de imagens de ruas e rodovias. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 56, n. 2, p. 96-103, 2004.
- SONKA, M., HLAVAC, V., BOYLE, R. **Image processing, analysis and machine vision**. Pacific Grove: PWS, 1999. 770p.
- SUN,S., HAYNOR, D., KIM, Y. Motion estimation based on optical flow with adaptive gradients. In: **International Conference on Image Processing**, v. 1, p. 852-855, 2000.
- TAO, C., CHAPMAN, M. A., CHAPLIN, B. A. Automated processing of mobile mapping image sequences. **Journal of Photogrammetry & Remote Sensing**, v. 55, p. 330–346, 2001.
- TEKALP, A. M. **Digital video processing**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1995. 524p.
- UOTILA, U. **Notes on adjustment computations**. Columbus: Ohio State University, 1986. 165p.
- VALE, G. M., DAL POZ, A. P. Processo de detecção de bordas de Canny. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 8, n. 2, p. 67-78, 2002.
- VERNON, D. Computation of instantaneous optical flow using the phase of Fourier components, **Image and Vision Computing**, v. 17, p. 189-199, 1999.
- WOLF, P. R. **Elements of photogrammetry, with air photo interpretation and remote sensing**. New York: McGraw-Hill, 1983. 628p.

WU, Y. T., et al. Optical flow estimation using wavelet motion model. In: **Sixth International Conference on Computer Vision**, p. 992-998, 1998.

ZHANG, Z., LI, J., LI, N. Investigation of improving accuracy of differential-based optical flow algorithm by spatio-temporal filter. In: **Sixth International Conference on Signal Processing**, p. 719-722, 2002.

APÊNDICE A  
EQUAÇÕES DAS DERIVADAS PARCIAIS

As derivadas parciais das equações de colinearidade (equação 19) em relação aos parâmetros são:

1. Derivadas parciais da fotocoordenada  $x$  :

$$\frac{\partial x}{\partial \omega} = \frac{-f}{D^2} [(-r_{13}\Delta Z + r_{12}\Delta Y)D + (r_{33}\Delta Z - r_{32}\Delta Y)N_x]$$

$$\frac{\partial x}{\partial \varphi} = \frac{-f}{D^2} \left[ (-\text{sen } \varphi \cos \kappa \Delta X + \text{sen } \omega \cos \varphi \cos \kappa \Delta Z - \cos \omega \cos \varphi \cos \kappa \Delta Y)D - \right. \\ \left. (\cos \Delta X + \text{sen } \omega \text{sen } \varphi \Delta Z - \cos \omega \text{sen } \varphi \Delta Y)N_x \right]$$

$$\frac{\partial x}{\partial \kappa} = \frac{-f}{D^2} (r_{21}\Delta X + r_{22}\Delta Z + r_{23}\Delta Y)D$$

$$\frac{\partial x}{\partial X^c} = \frac{-f}{D^2} (-r_{11}D + r_{31}N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial Y^c} = \frac{-f}{D^2} (-r_{13}D + r_{33}N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial Z^c} = \frac{-f}{D^2} (-r_{12}D + r_{32}N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial V_{x^c}} = \frac{-f}{D^2} (-r_{11}\Delta t D + r_{31}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial V_{y^c}} = \frac{-f}{D^2} (-r_{13}\Delta t D + r_{33}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial V_{z^c}} = \frac{-f}{D^2} (-r_{22}\Delta t D + r_{32}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial X} = \frac{-f}{D^2} (r_{11}D - r_{31}N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial Y} = \frac{-f}{D^2} (r_{13}D - r_{33}N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial Z} = \frac{-f}{D^2} (r_{12}D - r_{32}N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial x_0} = 1 - k_1 r^2 - 2k_1 (x - x_0)^2$$

$$\frac{\partial x}{\partial y_0} = -2k_1 (x - x_0)(y - y_0)$$

$$\frac{\partial x}{\partial f} = -\frac{N_x}{D}$$

$$\frac{\partial x}{\partial k_1} = (x - x_0)^2 r^2$$

2. Derivadas parciais da fotocordenada  $y$  :

$$\frac{\partial y}{\partial \omega} = \frac{-f}{D^2} [(-r_{23}\Delta Z + r_{22}\Delta Y)D + (r_{33}\Delta Z - r_{32}\Delta Y)N_y]$$

$$\frac{\partial y}{\partial \varphi} = \frac{-f}{D^2} \left[ (\sin \varphi \sin \kappa \Delta X - \sin \omega \cos \varphi \sin \kappa \Delta Z + \cos \omega \cos \varphi \sin \kappa \Delta Y)D - (\cos \varphi \Delta X + \sin \omega \sin \varphi \Delta Z - \cos \omega \sin \varphi \Delta Y)N_y \right]$$

$$\frac{\partial y}{\partial \kappa} = \frac{-f}{D^2} (-r_{11}\Delta X - r_{12}\Delta Z - r_{13}\Delta Y)D$$

$$\frac{\partial y}{\partial X^c} = \frac{-f}{D^2} (-r_{21}D + r_{31}N_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial Y^c} = \frac{-f}{D^2} (-r_{23}D + r_{33}N_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial Z^c} = \frac{-f}{D^2} (-r_{22}D + r_{32}N_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial V_{x^c}} = \frac{-f}{D^2} (-r_{21}\Delta tD + r_{31}\Delta tN_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial V_{y^c}} = \frac{-f}{D^2} (-r_{23}\Delta tD + r_{33}\Delta tN_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial V_{z^c}} = \frac{-f}{D^2} (-r_{22}\Delta tD + r_{32}\Delta tN_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial X} = \frac{-f}{D^2} (r_{21}D - r_{31}N_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial Y} = \frac{-f}{D^2} (r_{23}D - r_{33}N_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial Z} = \frac{-f}{D^2} (r_{22}D - r_{32}N_y)$$

$$\frac{\partial y}{\partial x_0} = -2k_1(x - x_0)(y - y_0)$$

$$\frac{\partial y}{\partial y_0} = 1 - k_1r^2 - 2k_1(y - y_0)^2$$

$$\frac{\partial y}{\partial f} = -\frac{N_y}{D}$$

$$\frac{\partial y}{\partial k_1} = (y - y_0)r^2$$

### 3. Derivadas parciais em relação à base:

A base é dada por  $B = \sqrt{\Delta X^2 + \Delta Y^2 + \Delta Z^2}$  onde

$$\Delta X = X_C^e - X_C^d$$

$$\Delta Y = Y_C^e - Y_C^d$$

$$\Delta Z = Z_C^e - Z_C^d$$

e as derivadas parciais em relação aos parâmetros

$$\frac{\partial B}{\partial X_C^e} = \frac{\Delta X}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial Y_C^e} = \frac{\Delta Y}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial Z_C^e} = \frac{\Delta Z}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial X_C^d} = -\frac{\Delta X}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial Y_C^d} = -\frac{\Delta Y}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial Z_C^d} = -\frac{\Delta Z}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial V_{X_2}} = \frac{\Delta X \Delta t}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial V_{Y_2}} = \frac{\Delta Y \Delta t}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial V_{Z_2}} = \frac{\Delta Z \Delta t}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial V_{X_3}} = -\frac{\Delta X \Delta t}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial V_{Y_3}} = -\frac{\Delta Y \Delta t}{B}$$

$$\frac{\partial B}{\partial V_{Z_3}} = -\frac{\Delta Z \Delta t}{B}$$

#### 4. Derivadas parciais em relação à velocidade

$$x = -f \frac{r_{11}(X - X_C - \Delta t V_X) + r_{12}(Z - Z_C - \Delta t V_Z) + r_{13}(Y - Y_C - \Delta t V_Y)}{r_{31}(X - X_C - \Delta t V_X) + r_{32}(Z - Z_C - \Delta t V_Z) + r_{33}(Y - Y_C - \Delta t V_Y)}$$

$$y = -f \frac{r_{21}(X - X_C - \Delta t V_X) + r_{22}(Z - Z_C - \Delta t V_Z) + r_{23}(Y - Y_C - \Delta t V_Y)}{r_{31}(X - X_C - \Delta t V_X) + r_{32}(Z - Z_C - \Delta t V_Z) + r_{33}(Y - Y_C - \Delta t V_Y)}$$

$$\frac{\partial x}{\partial V_X} = -\frac{f}{D^2} (-r_{11}\Delta t D + r_{31}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial V_Y} = -\frac{f}{D^2} (-r_{13}\Delta t D + r_{33}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial x}{\partial V_Z} = -\frac{f}{D^2} (-r_{12}\Delta t D + r_{32}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial y}{\partial V_X} = -\frac{f}{D^2} (-r_{21}\Delta t D + r_{31}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial y}{\partial V_Y} = -\frac{f}{D^2} (-r_{23}\Delta t D + r_{33}\Delta t N_x)$$

$$\frac{\partial y}{\partial V_Z} = -\frac{f}{D^2} (-r_{22}\Delta t D + r_{32}\Delta t N_x)$$

## **APÊNDICE B**

**TABELAS COM OS RESULTADOS DA COMBINAÇÃO DOS CONJUNTOS DE  
PARÂMETROS DO ALGORITMO DE CANNY COM O FATOR LAMBDA DO  
FLUXO ÓPTICO**

Tabela 17 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 10$  e seqüência s1

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	14,68	2,91	1.021,93	289,57	16,95	1,64	906,83	280,76
2	12,51	2,51	1.266,41	384,78	14,75	2,19	1.048,21	344,52
3	12,38	2,45	1.418,97	473,07	12,95	2,16	1.173,45	374,61
4	5,11	1,79	2.272,00	641,28	4,59	0,87	2.220,14	708,50
5	4,88	1,73	2.356,14	665,37	4,49	0,93	2.272,34	727,30
6	4,77	1,76	2.390,83	670,34	4,46	0,92	2.291,66	734,61
7	3,32	1,19	3.286,48	1.012,18	4,04	0,73	3.196,90	1.096,83
8	3,09	1,10	3.680,90	1.114,49	3,84	0,71	3.743,66	1.341,87
9	3,07	1,08	3.705,52	1.153,39	3,84	0,71	3.743,66	1.341,87
10	12,88	3,80	1.306,21	398,02	16,51	1,85	1.087,10	332,46
11	11,76	3,34	1.501,66	445,54	14,98	1,89	1.211,79	382,88
12	10,79	3,17	1.654,76	505,36	14,32	1,70	1.350,07	429,41
13	4,80	1,80	2.497,45	692,54	4,57	0,91	2.344,62	745,61
14	4,57	1,75	2.577,03	725,36	4,48	0,95	2.408,62	767,24
15	4,35	1,70	2.687,93	763,55	4,45	0,98	2.442,97	781,61
16	3,43	1,22	3.586,90	1.037,33	3,90	0,84	3.907,66	1.230,49
17	3,29	1,13	3.940,41	1.147,09	3,86	0,81	4.026,83	1.350,68
18	3,24	1,11	4.205,24	1.219,65	3,71	0,80	4.534,48	1.493,26
19	11,46	4,58	1.437,17	423,28	13,72	2,66	1.229,86	383,73
20	10,00	4,08	1.648,76	505,57	12,21	3,45	1.369,38	447,92
21	8,84	3,60	1.813,59	576,58	12,00	3,32	1.505,59	505,70
22	4,54	1,71	2.826,62	784,39	4,54	0,91	2.560,69	844,66
23	4,35	1,62	2.906,55	802,24	4,48	0,93	2.675,17	875,60
24	4,03	1,47	3.046,00	855,20	4,41	0,93	2.767,45	910,61
25	3,47	1,16	4.785,17	1.305,05	3,84	0,83	4.710,55	1.490,90
26	3,39	1,11	5.190,14	1.405,07	3,69	0,81	5.405,38	1.675,14
27	3,33	1,06	5.624,28	1.512,95	3,55	0,80	5.994,34	1.824,54

Tabela 18 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 10$  e seqüência s2

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	6,42	2,10	1.251,53	387,13	12,82	3,08	949,20	278,93
2	5,16	1,56	1.660,40	527,44	10,13	4,70	1.073,00	305,83
3	5,09	1,22	1.811,47	596,12	9,59	5,63	1.219,47	368,09
4	4,31	0,69	2.428,13	793,65	3,37	0,37	2.221,80	731,01
5	4,26	0,73	2.473,40	806,91	3,40	0,37	2.263,00	744,83
6	4,22	0,74	2.520,27	825,16	3,39	0,37	2.277,80	750,88
7	3,97	0,98	3.366,67	1.120,10	3,48	0,58	3.410,47	1.179,17
8	3,72	1,05	3.718,67	1.182,98	3,27	0,60	4.254,07	1.502,70
9	3,72	1,05	3.718,67	1.182,98	3,27	0,60	4.254,07	1.502,70
10	5,32	2,37	1.560,40	507,06	7,53	5,89	1.094,53	331,22
11	5,12	1,74	1.742,07	559,95	7,06	6,71	1.229,67	404,35
12	4,95	1,25	1.935,47	637,83	7,13	7,07	1.389,27	505,19
13	4,02	0,53	2.599,93	838,23	3,26	0,41	2.292,53	747,99
14	3,98	0,69	2.719,33	885,44	3,28	0,39	2.362,93	767,37
15	3,98	0,70	2.758,20	896,87	3,30	0,39	2.403,93	789,38
16	4,06	0,95	3.782,73	1.204,60	3,45	0,68	3.894,07	1.201,01
17	3,95	1,00	4.135,73	1.252,41	3,45	0,69	4.013,87	1.306,61
18	3,88	1,03	4.435,27	1.300,72	3,42	0,75	4.507,47	1.433,19
19	4,89	2,28	1.622,80	526,48	3,91	4,46	1.290,00	418,73
20	4,97	1,83	1.841,07	614,94	3,08	4,40	1.451,20	484,38
21	4,74	1,41	1.984,67	644,05	3,14	4,25	1.559,13	526,09
22	3,88	0,52	2.891,53	960,46	3,15	0,48	2.480,33	850,52
23	3,89	0,59	3.008,60	1.001,95	3,14	0,45	2.605,60	873,96
24	3,92	0,69	3.122,07	1.038,05	3,13	0,41	2.705,33	907,95
25	4,08	1,04	4.819,00	1.413,93	3,40	0,73	4.448,73	1.359,02
26	4,03	1,09	5.196,33	1.499,43	3,34	0,78	5.091,73	1.492,45
27	3,97	1,13	5.572,67	1.571,23	3,31	0,80	5.629,53	1.620,26

Tabela 19 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 20$  e seqüência s1

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	10,65	3,13	1.014,97	285,36	14,98	2,39	914,90	275,24
2	8,82	2,50	1.252,90	379,07	12,66	2,53	1.058,62	340,83
3	8,77	2,51	1.401,59	469,93	11,27	2,38	1.186,00	372,21
4	2,80	1,09	2.201,24	636,55	2,62	0,54	2.151,24	685,60
5	2,63	1,04	2.279,93	657,86	2,55	0,56	2.199,86	700,87
6	2,57	1,04	2.310,14	661,20	2,53	0,56	2.217,38	707,07
7	1,73	0,68	3.121,59	971,51	2,26	0,44	3.097,31	1.046,53
8	1,58	0,62	3.490,07	1.060,61	2,15	0,42	3.631,86	1.281,96
9	1,57	0,61	3.514,07	1.103,34	2,15	0,42	3.631,86	1.281,96
10	9,37	3,39	1.292,55	394,49	14,54	2,26	1.097,52	329,61
11	8,36	3,01	1.482,69	439,22	13,29	2,08	1.224,34	379,82
12	7,54	2,75	1.631,59	501,95	12,56	2,23	1.361,79	427,48
13	2,62	1,11	2.398,97	669,84	2,62	0,58	2.277,31	720,35
14	2,48	1,06	2.470,14	699,78	2,54	0,59	2.338,83	740,71
15	2,32	1,01	2.571,59	735,92	2,51	0,60	2.372,34	754,64
16	1,80	0,70	3.419,03	997,79	2,19	0,52	3.798,41	1.165,38
17	1,70	0,64	3.747,38	1.096,01	2,17	0,50	3.913,59	1.281,47
18	1,66	0,63	4.001,24	1.158,55	2,09	0,49	4.415,79	1.421,03
19	8,31	3,69	1.416,34	417,64	12,21	2,18	1.241,24	380,37
20	6,93	3,25	1.624,83	500,57	11,06	2,54	1.374,34	437,08
21	5,87	2,79	1.787,03	574,03	10,57	2,62	1.507,24	492,41
22	2,47	1,05	2.705,52	764,06	2,63	0,56	2.491,38	804,70
23	2,36	0,99	2.778,62	781,83	2,55	0,59	2.600,07	832,00
24	2,14	0,88	2.906,55	832,47	2,49	0,59	2.688,41	863,18
25	1,84	0,67	4.573,24	1.243,38	2,18	0,53	4.606,69	1.419,86
26	1,79	0,64	4.959,72	1.331,32	2,09	0,52	5.295,31	1.600,08
27	1,76	0,62	5.375,52	1.427,75	2,02	0,51	5.878,21	1.744,30

Tabela 20 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 20$  e seqüência s2

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	4,67	1,35	1.178,00	346,90	9,69	2,69	952,67	270,94
2	3,48	0,94	1.539,80	467,72	7,39	3,58	1.065,80	294,19
3	3,44	0,73	1.666,60	527,43	6,93	4,20	1.202,53	352,38
4	2,45	0,40	2.186,00	686,73	1,79	0,27	2.017,67	612,54
5	2,39	0,42	2.226,60	701,97	1,78	0,27	2.056,80	626,03
6	2,33	0,39	2.268,00	718,70	1,78	0,27	2.070,60	631,52
7	2,05	0,50	3.069,07	1.012,86	1,86	0,40	3.181,47	1.055,44
8	1,93	0,55	3.407,53	1.081,62	1,75	0,40	4.004,87	1.373,85
9	1,93	0,55	3.407,53	1.081,62	1,75	0,40	4.004,87	1.373,85
10	3,83	1,50	1.473,93	469,77	5,63	4,04	1.099,13	317,78
11	3,60	1,08	1.629,53	510,77	5,23	4,59	1.218,33	377,60
12	3,35	0,76	1.793,20	571,91	5,14	4,88	1.357,67	471,05
13	2,33	0,41	2.360,93	736,00	1,76	0,27	2.090,27	627,44
14	2,26	0,44	2.464,80	779,33	1,74	0,26	2.157,60	646,39
15	2,24	0,44	2.500,20	792,40	1,74	0,26	2.195,93	668,39
16	2,13	0,49	3.499,00	1.106,65	1,88	0,47	3.661,80	1.074,36
17	2,08	0,53	3.841,00	1.157,80	1,89	0,47	3.778,40	1.179,50
18	2,05	0,55	4.136,20	1.210,69	1,89	0,51	4.261,67	1.303,76
19	3,56	1,42	1.535,00	494,34	3,16	2,88	1.271,27	394,26
20	3,52	1,10	1.726,73	568,89	2,59	2,89	1.412,80	457,22
21	3,27	0,83	1.851,53	590,77	2,58	2,87	1.506,27	498,55
22	2,30	0,41	2.637,80	864,43	1,75	0,30	2.275,53	740,55
23	2,27	0,44	2.740,93	899,65	1,71	0,30	2.388,13	757,09
24	2,25	0,47	2.845,93	937,10	1,68	0,30	2.480,27	787,44
25	2,18	0,56	4.546,93	1.338,78	1,88	0,50	4.205,80	1.238,37
26	2,15	0,59	4.922,33	1.427,57	1,86	0,53	4.839,93	1.368,26
27	2,12	0,61	5.298,60	1.502,93	1,85	0,54	5.371,53	1.494,94

Tabela 21 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 30$  e seqüência s1

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	7,46	2,61	1.007,86	283,50	12,12	2,69	912,21	274,88
2	6,17	2,07	1.240,21	379,33	10,09	2,51	1.056,48	341,05
3	6,16	2,10	1.387,17	473,15	9,07	2,39	1.183,17	372,54
4	1,81	0,77	2.146,55	627,92	1,80	0,46	2.084,14	662,03
5	1,70	0,73	2.223,79	649,25	1,75	0,46	2.130,28	674,97
6	1,66	0,73	2.252,90	651,94	1,74	0,46	2.147,10	680,40
7	1,14	0,50	3.021,72	947,15	1,52	0,35	3.013,03	1.008,16
8	1,03	0,46	3.379,72	1.028,31	1,45	0,33	3.545,59	1.243,85
9	1,03	0,46	3.403,66	1.074,04	1,45	0,33	3.545,59	1.243,85
10	6,62	2,70	1.274,90	392,57	11,74	2,58	1.092,83	328,31
11	5,90	2,43	1.459,45	435,34	10,77	2,34	1.218,83	378,68
12	5,29	2,16	1.604,83	500,51	10,12	2,43	1.352,76	426,10
13	1,70	0,78	2.328,97	656,02	1,80	0,49	2.210,90	692,78
14	1,61	0,74	2.396,76	684,48	1,74	0,49	2.270,76	711,87
15	1,51	0,70	2.492,83	718,98	1,72	0,48	2.303,79	725,04
16	1,18	0,52	3.311,45	973,36	1,47	0,40	3.712,90	1.124,33
17	1,11	0,48	3.630,00	1.065,69	1,46	0,39	3.826,97	1.238,65
18	1,08	0,46	3.877,66	1.122,81	1,41	0,38	4.329,17	1.376,88
19	5,91	2,82	1.395,66	416,39	9,97	1,93	1.231,59	375,40
20	4,85	2,48	1.598,41	499,35	9,21	1,81	1.353,59	421,02
21	4,05	2,09	1.756,76	574,10	8,67	1,92	1.480,21	472,13
22	1,61	0,74	2.622,07	752,36	1,82	0,47	2.419,59	767,94
23	1,53	0,71	2.691,79	769,48	1,75	0,49	2.525,66	793,77
24	1,39	0,62	2.812,41	816,00	1,69	0,49	2.612,00	823,03
25	1,21	0,51	4.449,03	1.208,69	1,47	0,42	4.514,97	1.370,22
26	1,18	0,49	4.828,41	1.292,18	1,41	0,40	5.200,41	1.548,98
27	1,15	0,47	5.238,48	1.383,82	1,36	0,40	5.781,66	1.691,93

Tabela 22 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 30$  e seqüência s2

conj.	Esquerda				Direita			
	vel.	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	3,45	0,80	1.138,40	325,66	6,72	2,01	961,07	261,30
2	2,60	0,50	1.442,47	413,88	5,10	2,51	1.070,00	283,32
3	2,56	0,44	1.555,27	458,50	4,85	2,85	1.196,27	337,24
4	1,65	0,36	2.024,53	599,96	1,13	0,26	1.904,33	533,21
5	1,59	0,36	2.062,73	615,35	1,12	0,26	1.941,60	545,93
6	1,53	0,32	2.101,40	631,79	1,11	0,26	1.954,40	551,00
7	1,28	0,35	2.883,87	923,14	1,17	0,32	3.061,53	977,41
8	1,21	0,37	3.218,13	993,44	1,10	0,30	3.882,00	1.299,37
9	1,21	0,37	3.218,13	993,44	1,10	0,30	3.882,00	1.299,37
10	2,96	0,72	1.394,87	427,73	3,93	2,64	1.106,13	306,33
11	2,77	0,51	1.530,20	454,38	3,71	2,91	1.215,53	358,43
12	2,50	0,46	1.670,07	495,95	3,62	3,07	1.331,73	438,52
13	1,60	0,40	2.189,33	647,62	1,13	0,29	1.975,40	548,44
14	1,52	0,39	2.289,60	690,33	1,11	0,29	2.041,40	567,80
15	1,51	0,38	2.323,00	703,90	1,10	0,28	2.080,13	589,97
16	1,35	0,35	3.308,07	1.017,84	1,21	0,38	3.537,87	996,04
17	1,31	0,37	3.650,20	1.072,40	1,21	0,39	3.653,47	1.103,16
18	1,29	0,38	3.945,60	1.127,07	1,21	0,40	4.134,60	1.227,79
19	2,80	0,69	1.450,33	446,82	2,40	1,81	1.258,33	371,37
20	2,71	0,53	1.619,27	504,36	2,06	1,81	1.382,73	425,39
21	2,47	0,44	1.730,53	521,14	2,03	1,84	1.460,87	460,55
22	1,58	0,40	2.455,87	773,82	1,15	0,32	2.157,67	662,30
23	1,54	0,40	2.554,73	809,23	1,12	0,31	2.265,87	675,84
24	1,51	0,40	2.656,13	847,46	1,09	0,32	2.354,93	703,34
25	1,38	0,40	4.346,13	1.256,85	1,21	0,40	4.072,47	1.158,23
26	1,36	0,41	4.722,13	1.347,03	1,20	0,41	4.703,60	1.286,60
27	1,34	0,43	5.098,67	1.423,95	1,19	0,41	5.233,53	1.414,29

Tabela 23 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 40$  e seqüência s1

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	5,32	2,03	1.004,83	282,92	9,38	2,50	906,76	274,99
2	4,40	1,61	1.233,72	379,26	7,73	2,24	1.051,45	340,80
3	4,40	1,64	1.379,03	473,92	6,98	2,16	1.177,45	372,87
4	1,25	0,56	2.116,97	620,08	1,30	0,38	2.051,38	654,79
5	1,17	0,53	2.192,62	641,11	1,26	0,38	2.096,34	666,90
6	1,14	0,53	2.221,59	643,90	1,24	0,37	2.113,31	672,20
7	0,78	0,37	2.976,76	938,71	1,08	0,28	2.972,21	995,46
8	0,70	0,34	3.331,10	1.016,18	1,02	0,27	3.503,31	1.231,03
9	0,70	0,33	3.354,69	1.062,78	1,02	0,27	3.503,31	1.231,03
10	4,75	2,06	1.265,93	390,72	9,06	2,43	1.085,66	326,51
11	4,22	1,86	1.446,97	432,98	8,32	2,21	1.210,76	376,95
12	3,78	1,63	1.589,72	498,26	7,79	2,24	1.341,66	424,68
13	1,17	0,57	2.292,07	646,09	1,29	0,40	2.176,83	683,63
14	1,10	0,54	2.358,62	674,38	1,25	0,40	2.236,55	702,49
15	1,03	0,50	2.451,86	708,86	1,23	0,39	2.268,69	716,39
16	0,81	0,38	3.259,24	962,00	1,05	0,32	3.669,86	1.110,36
17	0,77	0,36	3.574,00	1.051,53	1,04	0,31	3.783,03	1.224,14
18	0,75	0,35	3.819,52	1.106,60	1,00	0,30	4.285,31	1.362,66
19	4,25	2,12	1.383,86	415,75	7,72	1,72	1.221,31	373,84
20	3,46	1,85	1.582,14	498,00	7,17	1,53	1.338,62	417,23
21	2,86	1,54	1.737,45	572,33	6,68	1,59	1.462,41	467,98
22	1,11	0,54	2.578,34	743,08	1,31	0,39	2.381,86	756,22
23	1,05	0,51	2.646,14	759,25	1,25	0,40	2.486,28	781,86
24	0,96	0,46	2.763,31	803,51	1,21	0,39	2.570,83	810,53
25	0,84	0,38	4.386,55	1.190,35	1,05	0,32	4.463,79	1.351,60
26	0,82	0,37	4.762,90	1.272,21	1,00	0,31	5.147,93	1.528,98
27	0,80	0,36	5.170,97	1.363,14	0,97	0,31	5.728,83	1.671,53

Tabela 24 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 40$  e seqüência s2

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	2,53	0,54	1.111,20	314,67	4,65	1,45	963,47	257,28
2	1,91	0,34	1.387,13	388,19	3,57	1,77	1.069,47	278,24
3	1,87	0,33	1.487,47	422,84	3,42	2,00	1.186,93	327,80
4	1,13	0,27	1.934,53	557,94	0,76	0,20	1.848,80	494,74
5	1,09	0,26	1.971,40	574,15	0,75	0,20	1.885,27	507,03
6	1,05	0,24	2.009,27	591,07	0,75	0,20	1.897,67	511,67
7	0,85	0,24	2.786,00	882,09	0,79	0,24	3.005,80	944,96
8	0,80	0,25	3.121,33	954,26	0,74	0,22	3.826,33	1.270,67
9	0,80	0,25	3.121,33	954,26	0,74	0,22	3.826,33	1.270,67
10	2,21	0,42	1.346,87	407,39	2,76	1,81	1.106,40	302,23
11	2,05	0,33	1.470,47	428,32	2,60	1,96	1.211,33	353,65
12	1,82	0,33	1.593,20	458,35	2,55	2,05	1.315,60	424,05
13	1,11	0,31	2.096,00	607,24	0,77	0,23	1.919,27	509,36
14	1,04	0,29	2.194,93	651,05	0,75	0,23	1.986,07	529,81
15	1,03	0,29	2.227,33	663,92	0,74	0,22	2.025,27	552,74
16	0,89	0,24	3.206,27	976,40	0,82	0,28	3.479,87	960,09
17	0,86	0,25	3.550,00	1.033,96	0,82	0,29	3.595,13	1.067,93
18	0,85	0,26	3.845,33	1.089,50	0,81	0,29	4.075,47	1.192,45
19	2,08	0,42	1.399,00	427,09	1,75	1,27	1.248,73	362,57
20	2,00	0,33	1.555,20	478,46	1,54	1,27	1.365,20	411,89
21	1,80	0,29	1.658,27	491,54	1,51	1,28	1.436,07	443,03
22	1,09	0,30	2.356,33	731,12	0,79	0,25	2.102,13	627,89
23	1,06	0,30	2.453,00	766,35	0,76	0,25	2.209,07	640,76
24	1,03	0,30	2.552,73	804,98	0,74	0,25	2.295,00	666,79
25	0,92	0,27	4.238,87	1.217,20	0,82	0,29	4.008,80	1.121,56
26	0,90	0,28	4.615,87	1.308,19	0,81	0,30	4.639,27	1.248,23
27	0,88	0,29	4.992,60	1.386,37	0,80	0,30	5.167,27	1.376,13

Tabela 25 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 50$  e seqüência s1

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	3,89	1,56	1.002,14	281,38	7,22	2,14	901,79	274,10
2	3,22	1,24	1.227,93	377,86	5,93	1,89	1.045,86	340,20
3	3,22	1,26	1.372,48	472,25	5,36	1,83	1.171,31	372,67
4	0,90	0,42	2.096,69	613,27	0,96	0,30	2.027,24	649,14
5	0,84	0,39	2.171,31	634,10	0,93	0,30	2.070,97	660,62
6	0,82	0,39	2.200,07	636,58	0,92	0,29	2.088,07	666,08
7	0,55	0,27	2.948,21	931,68	0,80	0,22	2.944,00	990,75
8	0,50	0,25	3.300,62	1.007,11	0,75	0,21	3.474,48	1.228,48
9	0,50	0,24	3.323,93	1.054,05	0,75	0,21	3.474,48	1.228,48
10	3,50	1,57	1.259,24	388,04	6,97	2,09	1.079,45	324,71
11	3,10	1,42	1.438,00	429,71	6,41	1,90	1.203,45	375,34
12	2,77	1,24	1.578,90	494,02	5,98	1,91	1.331,66	423,29
13	0,84	0,42	2.266,97	637,44	0,96	0,32	2.153,59	677,06
14	0,79	0,40	2.331,79	665,30	0,93	0,32	2.212,90	695,14
15	0,74	0,37	2.424,48	700,52	0,91	0,31	2.244,62	709,22
16	0,58	0,28	3.227,72	953,35	0,77	0,25	3.640,97	1.101,03
17	0,55	0,26	3.540,62	1.041,74	0,76	0,24	3.754,21	1.216,47
18	0,53	0,26	3.784,83	1.095,84	0,73	0,23	4.256,41	1.354,41
19	3,13	1,61	1.375,59	414,03	5,93	1,46	1.214,21	372,11
20	2,54	1,39	1.570,21	495,51	5,52	1,28	1.328,90	414,02
21	2,09	1,15	1.723,59	568,85	5,12	1,30	1.450,28	464,63
22	0,80	0,40	2.547,10	734,99	0,97	0,31	2.357,93	747,81
23	0,76	0,38	2.613,72	750,57	0,93	0,32	2.461,66	772,88
24	0,69	0,34	2.729,52	794,25	0,90	0,31	2.545,03	801,37
25	0,60	0,28	4.346,97	1.179,82	0,77	0,25	4.431,45	1.338,69
26	0,58	0,27	4.722,55	1.261,28	0,74	0,24	5.114,48	1.515,04
27	0,57	0,26	5.129,24	1.351,56	0,71	0,24	5.694,62	1.656,86

Tabela 26 - Experimentos com parâmetros de Canny:  $\lambda = 50$  e seqüência s2

conj.	Esquerda				Direita			
	vel	dp vel	vet	dp vet	vel	dp vel	vet	dp vet
1	1,88	0,38	1.097,67	311,41	3,34	1,05	961,53	253,57
2	1,43	0,27	1.357,93	377,10	2,58	1,28	1.065,47	274,46
3	1,39	0,27	1.449,27	404,26	2,47	1,44	1.178,13	321,26
4	0,81	0,20	1.883,80	534,87	0,54	0,16	1.813,67	470,08
5	0,78	0,20	1.920,00	551,26	0,53	0,16	1.849,80	482,44
6	0,74	0,18	1.956,53	567,38	0,52	0,15	1.862,13	487,00
7	0,60	0,17	2.726,47	856,19	0,56	0,18	2.977,27	926,66
8	0,56	0,18	3.061,73	928,66	0,52	0,16	3.798,40	1.255,74
9	0,56	0,18	3.061,73	928,66	0,52	0,16	3.798,40	1.255,74
10	1,66	0,28	1.317,13	395,65	1,98	1,31	1.102,00	299,20
11	1,55	0,25	1.432,87	413,61	1,88	1,40	1.203,53	349,34
12	1,36	0,27	1.547,13	436,95	1,84	1,46	1.300,33	413,64
13	0,80	0,24	2.040,20	583,33	0,54	0,18	1.885,00	487,59
14	0,75	0,22	2.134,13	623,56	0,53	0,18	1.952,60	508,81
15	0,74	0,22	2.165,80	636,19	0,52	0,17	1.992,07	532,13
16	0,63	0,17	3.137,40	946,21	0,58	0,21	3.447,07	940,74
17	0,61	0,18	3.481,80	1.004,28	0,58	0,21	3.562,33	1.049,21
18	0,60	0,18	3.777,73	1.060,52	0,58	0,21	4.042,20	1.173,91
19	1,56	0,28	1.364,27	412,32	1,28	0,92	1.239,53	357,32
20	1,50	0,24	1.513,07	460,00	1,14	0,93	1.351,67	404,22
21	1,34	0,22	1.611,33	471,76	1,12	0,94	1.417,67	431,65
22	0,79	0,23	2.287,80	701,82	0,57	0,19	2.071,93	611,85
23	0,76	0,23	2.382,33	736,51	0,54	0,19	2.177,53	624,67
24	0,74	0,23	2.480,33	774,85	0,53	0,19	2.262,53	650,30
25	0,65	0,19	4.160,53	1.187,42	0,58	0,22	3.975,00	1.105,45
26	0,63	0,20	4.537,00	1.278,48	0,57	0,22	4.605,33	1.230,46
27	0,62	0,20	4.914,80	1.357,27	0,57	0,22	5.133,27	1.359,59