FACULDADE DE ENGENHARIA DA UNIVERSIDADE DO PORTO

Odometria visual em robôs para a agricultura com câmara(s) com lentes olho de peixe

Sérgio Miguel Vieira Pinto

VERSÃO FINAL

Mestrado Integrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientador: Prof. Dr. Armando Jorge Sousa

Coorientador: Prof. Dr. Filipe Neves dos Santos

26 de Julho de 2018

Resumo

O desenvolvimento da robótica tende a ser cada vez mais significativo no meio agrícola, nomeadamente no contexto de vinha de encosta. Contudo, este contexto pode não ser facilitador uma vez á localização no mesmo se baseia em sistemas de odometria das rodas e/ou de posicionamento global por satélites estes sistemas tendem a falhar devido às encostas e inclinações do terreno, afetando a qualidade do sinal de satélite e precisão da odometria das rodas.

Recorrendo-se a tecnologias complementares é possível melhorar a precisão e auxiliar os algoritmos de localização. O robô Agrob incorporado no projeto ROMOVI e desenvolvido no INESTEC utiliza câmaras para o tratamento e manutenção das videiras, podendo estas auxiliar na localização, através de Odometria Visual. O uso da lente olho de peixe aumenta o campo de visão reforçando a estabilidade do sistema com maior captura de pontos característicos.

Através da captura e processamento de imagens é estimado o deslocamento entre imagens que num fluxo de imagens resulta numa localização do robô. Desta forma, nesta dissertação é desenvolvido um algoritmo de análise de imagens com objetivo de obter a translação e rotação entre imagens que concatenadas originam a localização do robô.

Na presente dissertação foram realizados vários testes, tais como, estático, movimento linear, rotação angular, movimento semi-quadrangular e movimento quadrangular, de forma a verificar a robustez do algoritmo.

Esta dissertação apresenta um algoritmo de localização desenvolvido em ROS e com câmara com lente olho de peixe. Os testes realizados são ilustrados graficamente e comparados com a Odometria das rodas do robô.

Abstract

The development of robotics tends to be increasingly significant in the agricultural environment, particularly in the context of hillside vineyards. However, in this context may not be easy since the localization it is based on global positioning systems by wheels' odometry and / or satellites. These systems tend to fail due to terrain slopes and slopes, affecting the quality of the satellite signal and the accuracy of the wheels' odometry.

Using complementary technologies it is possible to improve accuracy and auxiliary localization algorithms. The Agrob robot incorporated in the ROMOVI project and developed in INESTEC uses cameras for the treatment and maintenance of the vines, these can auxiliary the localization through Visual Odometry. The use of the fisheye lens increases the field of vision reinforcing the stability of the system with greater capture of characteristic points.

Through the capture and processing of images are estimated the displacement between images, which in a flow of images results in a robot localization. In this way, is developed an algorithm to analyze the images and obtain the translation and rotation matrix between images that through a matrix concatenation is obtained the robot localization.

In the present dissertation several tests were performed, such as, static, linear movement, angular rotation, semi-quadrangular movement and quadrangular movement in order to verify the robustness of the algorithm.

This dissertation presents a localization algorithm developed in ROS and with a camera with a fisheye lens. The tests performed are ilustrated graphically and compared with the wheels' Odometry of robot.

Agradecimentos

A presente dissertação de mestrado não poderia chegar a bom porto sem o preciso apoio de várias pessoas.

Em primeiro lugar, não posso deixar de agradecer ao meu orientador, Professor Doutor Armando Jorge Sousa, por toda a paciência, empenho e sentido prático com que sempre me orientou neste trabalho. Muito obrigada por me ter corrigido quando necessário sem nunca me desmotivar.

Ao coorientador Doutor Filipe Neves dos Santos, pela sua disponibilidade nos trabalhos de campo, pelo seu incentivo, pela sua disponibilidade e igualmente pelo seu apoio na elaboração deste trabalho.

Desejo igualmente agradecer a todos os meus colegas do Mestrado , especialmente ao Emanuel Pereira, Pedro Guedes , Pedro Moura e Sandro Magalhães pelo companheirismo durante a realização desta dissertação, e pela companhia aos almoços. Ao Gonçalo Silva pelo apoio e força em certos momentos difíceis e pelo companheirismo de colega de casa. Ao Carlos Silva pelo apoio durante estes 5 anos, pela amizade e pelos incentivos.

Não poderia deixar de agradecer à minha família por todo o apoio, pela força e pelo carinho que sempre me prestaram ao longo de toda a minha vida académica, bem como, à elaboração da presente a qual sem o seu apoio teria sido impossível.

Agradeço aos meus pais por todo o esforço e dedicação desde o início deste curso.

Agradeço aos meus avós porque me apoiam desde pequeno e têm um papel de grande importância na minha vida. A eles devo muito da minha formação pessoal e todo o apoio incondicional que ao longo dos anos me prestaram.

Agradeço aos meus Padrinhos por me terem acolhido quando vim estudar para o Porto e proporcionado apoio nos momentos difíceis desta jornada.

Agradeço às minhas primas Filipa e Paula, primo Seabra e tios Quim e Ria pelo apoio incondicional desde o inicio desta fase e por toda a ajuda prestada.

Por fim, e mais importante, à minha namorada, Vera Silva, por ter caminhado ao meu lado, pela sua paciência, compreensão e ajuda prestada durante a elaboração da presente dissertação, especialmente por apresentar sempre um sorriso , quando sacrificava os dias, as noites, os fins-de-semana e os feriados em prol da realização deste estudo.

Enfim, quero demonstrar o meu agradecimento , a todos aqueles que , de um modo ou de outro, tornaram possível a realização da presente dissertação.

A todos o meu sincero e profundo **Muito Obrigado!**

Sérgio Pinto

Conteúdo

1 Introdução **1**

1.1 Enquadramento . . . 1
1.2 Motivação e Objetivos . . . 2

2 Revisão Bibliográfica **3**

2.1 Contextualização . . . 4
2.2 Parâmetros Intrínsecos . . . 6
2.2.1 Lente olho de peixe . . . 7
2.3 Parâmetros Extrínsecos . . . 9
2.4 Detetores de Características . . . 9
2.4.1 Detetores de Cantos . . . 10
2.4.1.1 Harris . . . 10
2.4.1.2 FAST . . . 11
2.4.2 Detectores de blobs . . . 12
2.4.2.1 SIFT . . . 12
2.4.2.2 SURF . . . 15
2.5 Descritor de Características . . . 16
2.5.1 ORB . . . 16
2.5.2 SIFT . . . 17
2.5.3 SURF . . . 18
2.6 Associação de Características . . . 18
2.6.1 Correspondência de Características . . . 18
2.6.1.1 Brute force . . . 18
2.6.2 Seguimento de Características . . . 18
2.6.2.1 FLANN . . . 19
2.7 Estimação do movimento . . . 20
2.7.1 2D-para-2D . . . 21
2.7.2 3D-para-3D . . . 23
2.7.3 3D-para-2D . . . 23
2.8 Métodos de ajuste de erros . . . 24
2.8.1 Windowed bundle adjustment . . . 24
2.8.2 RANSAC . . . 25
2.9 Software e Hardware . . . 26
2.9.1 ROS . . . 26
2.9.2 Raspberry Pi . . . 27
2.9.3 Câmara com lente olho de peixe . . . 28

3 Sistema de Odometria Visual **29**
3.1 Nó VisodoAgro . . . 29
3.2 Desenvolvimento em Matlab . . . 36
3.3 Tipos de lentes . . . 36

4 Resultados Experimentais **39**
4.1 Calibração da câmara . . . 39
4.2 Diferença entre detetores de características . . . 41
4.3 Comparação das combinações . . . 42
4.4 Testes . . . 44
4.4.1 Cinemática Agrob v16 . . . 44
4.4.2 Setup Agrobv16 . . . 47
4.4.3 Percursos e ambiente de teste . . . 47
4.4.4 Estático . . . 48
4.4.5 Movimento em linha reta reta . . . 49
4.4.5.1 Frente . . . 49
4.4.5.2 Movimento 10 centímetros . . . 51
4.4.5.3 Frente e Tràs . . . 53
4.4.6 Movimento angular . . . 55
4.4.6.1 90 graus . . . 55
4.4.7 Movimento em L (semi-quadrado) . . . 58
4.4.8 Movimento quadrangular . . . 61
4.5 Análise Geral de Resultados . . . 63

5 Conclusões e Trabalho Futuro **65**
5.1 Conclusões . . . 65
5.2 Trabalho Futuro . . . 65

Lista de Figuras

2.1 Ilustração do problema de OV para visão estéreo. [8] 4
2.2 Etapas de um sistema de Odometria Visual. 5
2.3 Esquema do modelo de projeção perspetiva. [9] 6
2.4 Projeção de um ponto no mundo no plano de imagem. Onde o ponto p' representa projeção perspetiva e o ponto p com o modelo equiangular com distorção da lente olho de peixe. [11, 12] 7
2.5 Algoritmo de construção da imagem com lente olho de peixe. [13] 8
2.6 Parâmetros que definem a posição e orientação do sistema de coordenadas da câmara com um sistema de coordenadas global. 9
2.7 Detetor de cantos Harris. [15] 11
2.8 Detetor de canto FAST, círculo em volta do ponto *p*. [15] 11
2.9 Computação da DoG. [15] 13
2.10 O *píxel* marcado com um *x* é avaliado em relação aos seus vizinhos no mesmo nível e nos níveis superiores e inferiores. [15] 13
2.11 Ilustração do método do integral da imagem. [15] 15
2.12 Descritor SIFT. As setas designam a soma dos gradientes nas caixas individuais. O círculo azul representa a região que é considerada na atuação do filtro Gausiano. Este exemplo ilustra uma matriz 8x8 resultando num 2x2 descritor. [15] 17
2.13 A imagem da esquerda ilustra a decomposição 2-d, note que as linhas vermelhas são para o eixo x e as linhas azuis para o eixo y. A imagem da direita ilustra a árvore 2-d correspondente. 19
2.14 Algoritmo de procura NN baseado nas árvores 2-d. 20
2.15 Uma ilustração da restrição epipolar. [8] 22
2.16 Exemplar da Raspberry Pi 3 modelo B. 27
2.17 Câmara com lente grande angular. 28

3.1 Diagrama de ação do nó implementado em ROS. 30
3.2 Representação da linha epipolar. 30
3.3 Representação do plano epipolar. [14] 32
3.4 Representação da transformação homogénea. 34
3.5 Representação dos tópicos elaborados no nó visodoAgro. 34
3.6 Conteúdo da mensagem *msgInfo.msg*. 35
3.7 Conteúdo da mensagem *msgTime.msg*. 35
3.8 Constituição da mensagem *visodom.msg*. 36
3.9 Diferença de ângulos de visão de câmaras com lentes olho de peixe e sem lentes. 37
3.10 Câmaras adaptadas para a Raspberry Pi. a) com lente olho de peixe. b) sem lente. 37

4.1 Quadrado de xadrez para calibrar câmara. 39

4.2 Imagem da calibração dos parâmetros da câmara. 40
4.3 Diferença entre ângulos de abertura em imagem com e sem distorção. 41
4.4 Imagem sem lente olho de peixe. 41
4.5 Distribuição dos pontos característicos para os quatro detetores de características 42
4.6 Robô AgrobV16. 45
4.7 Modelo de Cinemática diferencial. 46
4.8 Setup no Agrobv16. 47
4.9 Ambiente de testes na FEUP. 48
4.10 Trajetória do robô no teste estático. 48
4.11 Coordenadas x, y e z do robô no teste estático. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 49
4.12 Angulos α, β e γ do robô no teste estático. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 49
4.13 Trajetória do robô no movimento frente. 50
4.14 Coordenadas x, y e z do robô no movimento frente. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 50
4.15 Ângulos α, β e γ do robô no movimento frente. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 51
4.16 Setup no movimento de 10 centímetros. 51
4.17 Ângulos α, β e γ do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido. 52
4.18 Coordenadas x, y e z do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido. 52
4.19 Trajetória do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido. 53
4.20 Trajetória 3D do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido. 53
4.21 Trajetória do robô no movimento frente e tràs. 54
4.22 Coordenadas x, y e z do robô no movimento frente e tràs. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 54
4.23 Angulos α, β e γ do robô no movimento frente e tràs. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 55
4.24 Trajetória do robô no movimento angular de 90 gruas. 55
4.25 Coordenadas x, y e z do robô no movimento angular de 90 gruas. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 56
4.26 Distribuição dos pontos característicos da imagem anterior *k-1* e a atual *k*. 56
4.27 Distribuição dos pontos característicos da imagem anterior *k-1* e a atual *k*. 57
4.28 Ângulos α, β e γ do robô no movimento angular de 90 gruas. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 57
4.29 Errada correspondência dos pontos caracteristicos da imagem anterior *k-1* e a atual *k*. 58
4.30 Erro entre os ângulos da Odometria das rodas do robô e a Odometria Visual no movimento angular de 90 gruas. 58
4.31 Trajetória do robô no movimento semi-quadrangular. 59
4.32 Coordenadas x, y e z do robô no movimento semi-quadrangular. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 59
4.33 Angulos α, β e γ do robô no movimento semi-quadrangular. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 60
4.34 Correspondência de pontos característicos com maior rotação do robô. 60

4.35 Trajetória 3D do robô no movimento semi-quadrangular. 61
4.36 Trajetória do robô no movimento em quadrangular. 61
4.37 Coordenadas x, y e z do robô no movimento em Frente e Tràs. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 62
4.38 Angulos α, β e γ do robô no movimento quadrangular. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô. 63
4.39 Erro dos ângulos α, β e γ entre a Odometria Visual e a Odometria das rodas do robô. 63

Lista de Tabelas

4.1 Tabela de comparação das combinações dos métodos. 43

Abreviaturas e Símbolos

BRIEF	Binary Robust Independent Elementary Features
DoG	Diference of Gaussians
FAST	Feature from Accelerated Segment Test
FLIR	Foreard Looking Infra-Red
GNSS	global Navigations Satellite System
GPS	Global Position System
IDE	Integrated Development Environment
INESC-TEC	Institute for Systems and Computer Engineering, Technology and Science
INS	Inertial Navigation System
NASA	National Aeronautics and Space Administration
ORB	Oriented FAST and Rotation-Aware BRIEF
OV	Odometria Visual
RANSAC	RANdom SAmple Consensus
ROS	Robot Operating System
SIFT	Scale Invariant Feature Transform
SURF	Speeded Up Robust Features
SVD	Singular Value Decomposition
UAV	Unmanned Aerial vehicle

Capítulo 1

Introdução

Este capítulo levanta algumas questões a serem respondidas durante a dissertação e fornece uma visualização dos objetivos e alcance do documento.

1.1 Enquadramento

A necessidade de uma maior eficiência nos trabalhos do quotidiano, levou a um desenvolvimento da robótica, tornando os robôs mais autónomos e eficazes. Com o avanço da robótica é possível aumentar o número de horas de trabalho sem perdas de eficiência e desgaste que um ser humano teria, obtendo uma diminuição de custos.

Em Portugal a vinicultura tem vindo a ter um crescimento constante e com ela um aumento da necessidade da robótica. A monitorização das vinhas é essencial para qualidade do produto final, sendo esta, muitas vezes difícil de se realizar com eficácia. Assim, através da robótica essa eficácia pode ser conseguida, realizando trabalhos de maior dificuldade para o Homem a um custo mais reduzido, tal como a monitorização dia e noite, 24h por dia, dos terrenos.

O projeto *RoMoVi*, desenvolvido pelo centro de Robótica do INESC-TEC, pretende desenvolver um robô, no âmbito da robótica para a agricultura, capaz de podar, monitorizar e fertilizar as encostas de vinhas inclinadas [1]. Este projeto tem disponíveis três plataformas : o *AGROB V16*, *AGROB V15*, *AGROB V14*, sendo a presente dissertação desenvolvida no contexto do projeto *RoMoVi* e linha de investigação apelidada de *AGROB* [2].

Neste projeto é necessário a implementação de um sistema de localização que seja de baixo custo e adequado à aplicação em contexto de vinha de encosta.

A precisão na localização de robôs é fundamental para a sua eficácia e funcionamento. Existem vários tipos de sistemas de localização tais como *Global Position System* (GPS), *Global Navigations Satellite System* (GNSS), *Inertial Navigation System* (INS), Odometria das rodas, laser/ultrasónico Odometria e Odometria Visual (OV). Contudo, cada tecnologia tem as suas fraquezas. Odometria das rodas é uma tecnologia simples para estimação da posição, mas a inclinação do terreno e deslizamento das rodas no pavimento causa erros grandes. Odometria de laser/ultrassónico deteta objetos e mede distâncias entre os sensores e os objetos, contudo estes sensores são muito

sensíveis ao ruído. INS é ótimo para a acumulação de deslizamento e têm grande precisão, mas em contrapartida é muito dispendiosa a nível monetário e não é a ideal para soluções comerciais. Apesar de o GPS ser a solução mais comum para localização absoluta por causa da não acumulação de erro, não é útil para este projeto devido ao fraco sinal dos satélites correspondente à inclinação dos terrenos e possibilidade de céu nublado. Para além disso, a utilização de GPS também se torna cara para a precisão em centímetros. [3]

Por último, OV é uma tecnologia que envolve um fluxo de imagens adquiridas através de uma câmara e posteriormente analisadas permitindo obter a estimação da localização. É um método económico e com grande precisão, que se enquadra neste projeto. As desvantagens desta localização passam pela necessidade de um bom processamento e a possibilidade de existência de erros causados por objetos dinâmicos e/ou sombras.

1.2 Motivação e Objetivos

Na presente dissertação pretende-se desenvolver um sistema de auxílio à localização que seja de baixo custo e adequado à aplicação em contexto de vinha de encosta. Neste sentido será utilizada a Odometria Visual (OV) na qual resultará uma avaliação da precisão do método.

Com as dificuldades de localização já mencionadas na secção anterior, a OV é uma solução vantagosa. Esta será implementada num raspberry pi com uma câmara com lente olho de peixe para obter maiores ângulos de captura.

Assim, utilizando a câmara com lente de olho de peixe com um ângulo de cerca de 180º é possível capturar um fluxo de imagens com imensa informação. Informação essa que será analisada por um algoritmo implementado num raspberri pi, da qual resultará uma estimativa de localização.

A utilização de visão será sensível às condições de iluminação e reflexões. Com isto, o processamento de imagem terá de ser rigoroso para que os erros sejam mínimos.

Capítulo 2

Revisão Bibliográfica

Odometria Visual (OV) é um método de estimação da posição através de um fluxo de imagens de uma câmara (Sistema monocular) ou várias câmaras (Sistema estéreo) [4]. OV foi durante muitos anos, um dos estudos pioneiros de Nister, Narodistsky and Bergen [5]. O trabalho deles resultou num algoritmo que extrai pontos característicos de uma imagem, os cruza com os pontos característicos obtidos na imagem anterior obtendo-se no fim um deslocamento entre imagens, originando uma estimação do movimento.

A implementação de OV em locais interiores resulta em bons resultados enquanto que em locais exteriores são notórios alguns problemas. Alguns fatores, como sombras e objetos dinâmicos, causam dificuldades de localização em locais exteriores. Para a OV funcionar eficazmente é necessário iluminação suficiente e ambiente estático para permitir que o movimento seja extraído corretamente.

OV tem uma ampla aplicação e foi implementada em diferentes campos eficientemente. Os domínios de aplicação incluem robótica e automação. Os tipos de aplicação são sistemas robóticos móveis, tais como terrestre, subaquáticos, aéreos e espaciais.

Em termos terrestres, a OV é usada para a navegação e deteção de objetos eficientemente. Quanto aos sistemas robóticos moveis subaquáticos, a OV tem um papel significativo nos veículos autónomos subaquáticos e sistemas de inspeção de recifes de corais [3]. A nível aéreo, a OV é aplicada a *drones* (UAVs) para melhorar o desempenho de navegação autónoma. Por último, na exploração espacial, a OV é usada, por exemplo, para estimar o movimento do robô NASA Mars [6] .

Na indústria, OV desempenha um papel importante. É aplicada em sistemas de apoio à condução, tal como em sistema de travagem assistida baseados em visão. Em grande parte dos veículos são utilizados sensores de visão para navegação e deteção de obstáculos devido ao sinal de GPS ser fraco, ser de leve implementação (em veículos pequenos é crucial) e ser suficientemente eficaz para o baixo custo. Na agricultura é utilizada OV para estimação relativa em relação às culturas [1, 7].

2.1 Contextualização

Nesta secção é feito um breve resumo da computação em sistemas de OV.

Com base no artigo [8], um determinado agente ligado a um sistema de câmaras move-se num determinado ambiente e captura imagens em instantes de tempo discreto k. Caso o sistema seja composto por visão monocular, o conjunto de imagens capturadas em intervalos de k é representado por $I_{0:n} = \{I_0, ..., I_n\}$. No caso de ter visão estéreo, então existem duas imagens (esquerda e direita) em cada instante de tempo, representadas por $I_{e,0:n} = \{I_{e,0}, ..., I_{e,n}\}$ e $I_{d,0:n} = \{I_{d,0}, ..., I_{d,n}\}$. Na Figura 2.1 é apresentado uma ilustração deste cenário.

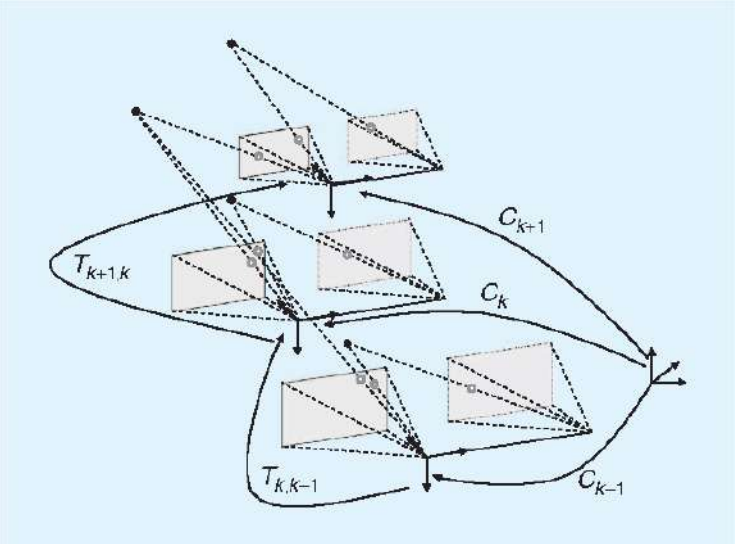


Figura 2.1: Ilustração do problema de OV para visão estéreo. [8]

Por simplificação, é assumido que o sistema de coordenadas da câmara coincide com o sistema de coordenadas do agente. No caso de sistema estéreo, considera-se que o sistema de coordenadas da câmara esquerda pode ser utilizado como origem.

As posições de uma câmara em instantes de tempo adjacentes *k-1* e *k* estão relacionadas por uma transformação de corpo rígido $T_{k,k-1} \in R^{4x4}$ da seguinte forma:

$$T_{k,k-1} = \begin{bmatrix} R_{k,k-1} & t_{k,k-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

onde $R_{k,k-1} \in R^{3x3}$ é a matriz de rotação e $t_{k,k-1} \in R^{3x1}$ é o vetor de translação. O conjunto $T_{1:n} = \{ T_{1,0}, ..., T_{n,n-1} \}$ contém todos os movimentos sequenciais da câmara. Para simplificar a notação, a partir de agora, T_k será usado em vez de $T_{k,k-1}$. Finalmente, o conjunto das transformações da câmara $C_{0:n} = \{ C_0, ..., C_n \}$ representam as transformações da câmara em relação à coordenada da frame inicial no instante $k = 0$. A posição atual C_n pode ser calculada concatenando todas a transformações T_k ($k = 1$ ... n), e assim, $C_n = C_{n-1}T_n$, com C_0 sendo a posição da câmara no instante $k = 0$, que pode ser definida arbitrariamente pelo utilizador.

A principal tarefa em um sistema OV é calcular a transformação relativa T_k a partir das imagens I_k e I_{k-1}, e depois juntar as transformações para recuperar a trajetória completa $C_{0:n}$ da câmara. Isto significa que o sistema consegue recuperar de forma incremental a trajetória, posição após posição.

A fim de efetuar um sistema de OV é necessário realizar várias etapas. A Figura 2.2 ilustra um diagrama de blocos com a procedimento a utilizar.

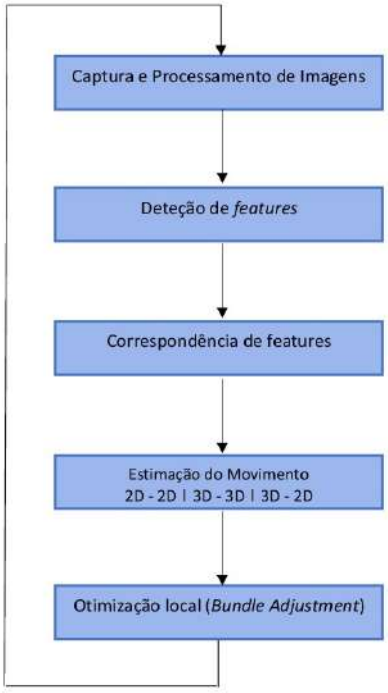


Figura 2.2: Etapas de um sistema de Odometria Visual.

Desta forma, a primeira etapa refere-se ao processo de captura de uma nova imagem I_k, ou um par de imagens no caso de um sistema estéreo. Nesta mesma etapa é necessário o processamento da imagem para remover possíveis deformações das imagens ou efeitos de lentes.

A segunda etapa apresenta vários métodos diferentes que consistem na procura de características [1] visuais salientes que possam corresponder noutras imagens.

A terceira etapa apresenta vários métodos diferentes para correlacionar características. Nesta mesma etapa são aplicados algoritmos de correção para remover eventuais erros de correspondência. Uma solução para o problema é a utilização do algoritmo RANSAC.

A quarta etapa consiste no cálculo do movimento relativo T_k entre os instantes de tempo k - 1 e k. Após a obtenção do T_k então é possível calcular a posição da câmara C_k por concatenação do T_k com a posição anterior C_{k-1}.

[1] Característica é uma região na imagem que difere da sua vizinhança em termos de intensidade, cor e textura.

Finalmente, a última etapa descreve a aplicação do algoritmo de otimização local, *Buldle Adjustment*, ao longo das últimas características com o objetivo de obter uma estimativa mais precisa da trajetória local.

2.2 Parâmetros Intrínsecos

A formação de uma imagem em uma câmara ocorre com a entrada de feixes de luz através de uma abertura na câmara e a projeção desses feixes em uma tela, também chamada de plano de imagem.

Em uma câmara real, um ponto no mundo reflete diversos feixes de luz. Se todos os feixes refletidos por esse ponto convergirem para um mesmo ponto no plano de imagem, então é dito que a imagem está focada. O modelo de projeção perspetiva é uma simplificação da câmara real.

O modelo de projeção perspetiva é apresentado na Figura 2.3. O centro de projecção **O** é a origem do sistema de coordenadas da câmara e também o centro da câmara. O eixo-z do sistema de coordenadas da câmara é chamado eixo-principal. O plano $z = f$ é o plano de imagem e a intersecção do plano de imagem com o eixo-principal é chamado ponto principal. Considere $\mathbf{X} = [X,Y,Z]^T$ as coordenadas de um ponto no mundo referentes ao sistema de coordenadas da câmara. A intersecção do plano de imagem com o segmento de reta ligando **X** e **O** é a projeção de **X** e é referenciada como **x**. Por semelhança de triângulos observa-se que $\mathbf{x} = [f\frac{X}{Z}, f\frac{Y}{Z}, f]$ em relação à câmara. Como a última coordenada de **x** será sempre *f*, ela será desconsiderada nas equações daqui em diante.

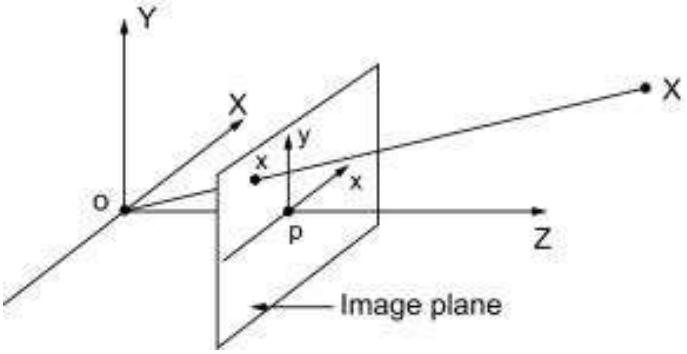


Figura 2.3: Esquema do modelo de projeção perspetiva. [9]

Assim, o mapeamento do mundo 3-D para uma imagem 2-D é obtido através da equação de projeção perspetiva :

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = KX = \begin{bmatrix} \alpha_u & 0 & u_0 \\ 0 & \alpha_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix},$$

onde λ é o factor de profundidade, α_u e α_v são as distâncias focais, e u_0 e v_0 são as coordenadas centrais da projeção da imagem. Estes parâmetros são conhecidos como parâmetros intrínsecos

que dependem de câmara para câmara. Quando o campo de visão da câmara é superior a 45º, os efeitos da distorção radial são visíveis e causam erros superiores.

Note que a última coordenada *w* é a escala da coordenada homogénea e não a distância focal f, que como já foi dito, é desconsiderada daqui em diante. Daqui em diante as coordenadas homogéneas serão representadas por **x** e **X**

2.2.1 Lente olho de peixe

Em câmaras com lentes olho de peixe os parâmetros intrínsecos são diferentes. Estes tipos de lentes são similares à visão humana, onde a imagem resultante tem grande resolução central e baixa resolução nos pontos mais distantes do centro. O modelo mais comum de lentes olho de peixe é o modelo equiangular,

$$r = k\theta,$$

onde k é uma constante [10].

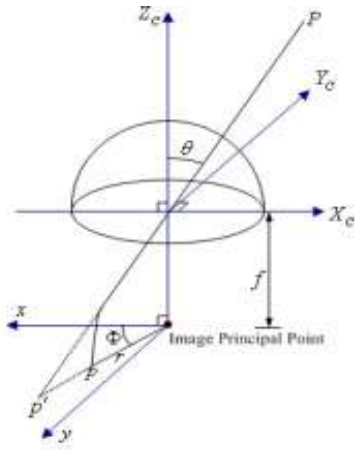


Figura 2.4: Projeção de um ponto no mundo no plano de imagem. Onde o ponto p' representa projeção perspetiva e o ponto p com o modelo equiangular com distorção da lente olho de peixe. [11, 12]

A Figura 2.4 representa as diferenças entre as representações do ponto *P* no plano de imagem. Desta forma, o ponto *p'* usa o modelo da projeção perspetiva e o ponto *p* o modelo equiangular onde se visualiza a distorção da lente olho de peixe.

Assim, o algoritmo de construção da imagem com lente olho de peixe é descrito pela Figura 2.5

Passo 1:

$$\mathbf{P_C} = \mathbf{R}\mathbf{P_W} + \mathbf{t},$$

onde $\mathbf{P_C}$ é o ponto capturado na imagem, $\mathbf{P_W}$ é o ponto no mundo, **R** é a matriz de orientação e **t** é o vetor da posição. Os parâmetros **R** e **t** são parâmetros extrínsecos.

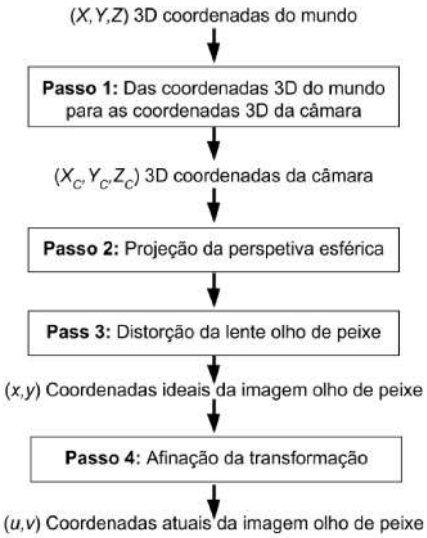


Figura 2.5: Algoritmo de construção da imagem com lente olho de peixe. [13]

Passo 2: O ponto $\mathbf{P_C}$ é projetado com perspetiva de uma esfera resultando o ponto $\mathbf{p}$

$$\mathbf{p} = \frac{\mathbf{P_C}}{\|\mathbf{P_C}\|} = (sin\phi cos\theta, sin\phi sin\theta, cos\phi)^T.$$

Passo 3: O ponto $\mathbf{p}$ é mapeado para m no plano de imagem com distorção da lente da câmara

$$m = D(\mathbf{p}),$$

onde m = (x,y) e D é o modelo de distorção da lente olho de peixe.

Passo 4: O ponto m é transformado em m' usando a transformação de afinidade:

$$m' = K_A(m),$$

onde m' = (u,v). A imagem obtida é a imagem atual da câmara com lente olho de peixe que é igual :

$$\widetilde{m}'' = K_A \widetilde{m}'$$

onde $\widetilde{m}' = (x,y,1)^T$ e $\widetilde{m}'' = (u,v,1)^T$ e $K_A = \begin{bmatrix} r & s & u_0 \\ 0 & 1 & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

Desta forma, constatamos que existem 12 parâmetros para as lentes olho de peixe: 4 parâmetros de transformação de afinidade, 4 radiais e 4 parâmetros de distorção tangencial. Estes parâmetros são os parâmetros intrínsecos das lentes olho de peixe.

2.3 Parâmetros Extrínsecos

Em geral os pontos do mundo são descritos em relação a um sistema de coordenadas global. A relação entre os dois sistemas é dada por uma transformação de corpo rígido do tipo

$$\mathbf{X} = \mathbf{R}\mathbf{X}_\mathbf{W} + \mathbf{T},$$

onde $\mathbf{X}_\mathbf{W}$ são as coordenadas do ponto $\mathbf{X}$ em relação ao sistema de coordenadas global. A matriz $\mathbf{R} \in SO(3)$ é a rotação que alinha o sistema de coordenadas global com o sistema de coordenadas da câmara e $\mathbf{T} \in \mathbf{R}^3$ é o vetor de translação entre os dois sistemas de coordenadas. Os parâmetros de $\mathbf{R}$ e $\mathbf{T}$ são chamados de parâmetros extrínsecos e a matriz

$$[R|\mathbf{T}] = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix}$$

é a matriz de parâmetros extrínsecos. A Figura 2.6 mostra a relação entre os dois sistemas de coordenadas.

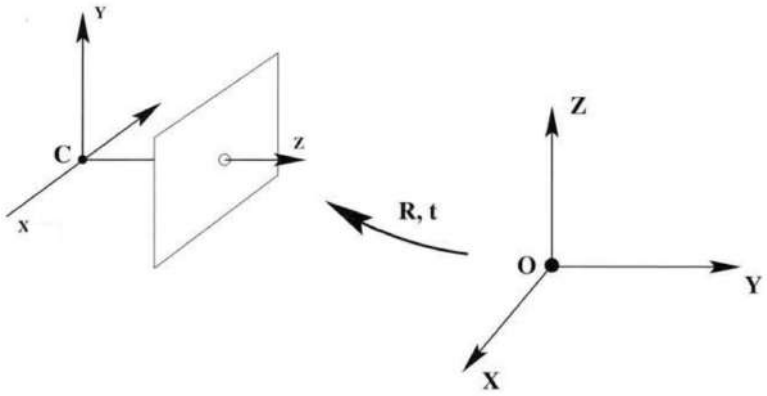


Figura 2.6: Parâmetros que definem a posição e orientação do sistema de coordenadas da câmara com um sistema de coordenadas global.

2.4 Detetores de Características

A deteção de características é o processo responsável por determinar características numa imagem. Uma característica pode ser uma região de uma cor específica, um determinado padrão na imagem, um ponto onde ocorre a variação de cores ou outra informação que possa ser extraída da imagem. Estas características devem ser escolhidas de forma a serem possíveis de encontrar e recuperar futuramente.

Relativamente a sistemas de OV, foi descoberto que a distribuição de características numa imagem afeta de uma forma considerável os resultados obtidos. Em particular, quanto mais

características forem encontradas mais estáveis são os resultados da estimação do movimento, mas o tempo de processamento é maior e pode causar perdas de imagens importantes. As características são procuradas numa imagem através de um detetor de características. Para ser um bom detetor de características têm de obedecer às seguintes características [14]:

- Precisão na localização, tanto em posição como em escala.
- Repetibilidade, garante que uma grande percentagem das características visíveis a duas imagens serão identificadas em ambas as imagens.
- Eficiência computacional, está relacionada ao tempo que o algoritmo de deteção necessita para identificar as características de uma imagem.
- Robustez ao ruído e desfocagem
- Diferenciação, de modo que as características possam ser correspondidas precisamente entre imagens diferentes.
- Invariância à iluminação e mudanças geométricas, garante que a característica será identificada igualmente com ou sem a transformação.

Na área de OV os detetores de características, tais como *cantos*[2] ou *blobs*[3], são muito importantes porque é possível saber com precisão a sua posição numa imagem.

Entre estes dois tipos de detetores, os detetores de canto são computacionalmente mais rápidos mas menos distintos. Adicionalmente, detetores de canto estão melhores localizados em posições de imagens mas são menos localizados em escala. Isto significa que os detetores de canto podem não ser tão bem detetados que os detetores de *blob* quando existem grandes variações de escala e pontos visíveis. Contudo, detetores de *blob* não são bons em certos ambientes [14].

2.4.1 Detetores de Cantos

Um canto em uma imagem é o ponto onde há uma grande variação de intensidade dos *píxels* em duas direções dominantes.

2.4.1.1 Harris

O detetor de cantos Harris é um dos métodos mais recentes (1988). A ideia base no algoritmo de Harris é analisar um ponto através das características e de uma pequena vizinhança. Através da alteração da janela em várias direções do ponto, a média da intensidade da janela deve alterar significativamente se o ponto for um canto. Os cenários possíveis são ilustrados na Figura 2.7

Desde que a janela seja alterada em várias direções, o algoritmo deve obter o mesmo resultado mesmo que a imagem tenha sofrido uma rotação. O mesmo não acontece caso a imagem seja ampliada, o algoritmo não fornece os mesmos resultados que a imagem original. Assim, o

[2] Canto é definido como um ponto de intersecção de duas ou mais arestas.
[3] *Blobs* são regiões mais brilhantes (ou mais escuras) do que o meio circundante.

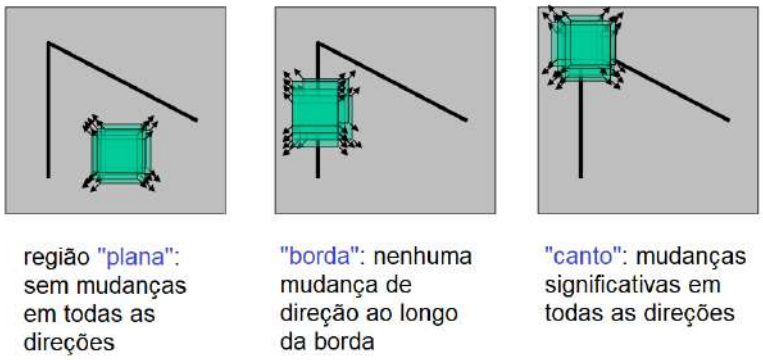


Figura 2.7: Detetor de cantos Harris. [15]

algoritmo é não-invariante à escala. Além de ser computacionalmente pesado no cálculo da média da intensidade da janela.

2.4.1.2 FAST

O detetor de canto FAST (do inglês, *Feature from Accelerated Segment Test*) é um detetor rápido. O algoritmo usa um círculo de 16 píxels com um raio de 3 píxels em volta do píxel p, de forma a detetar se p é um canto, ver Figura 2.8.

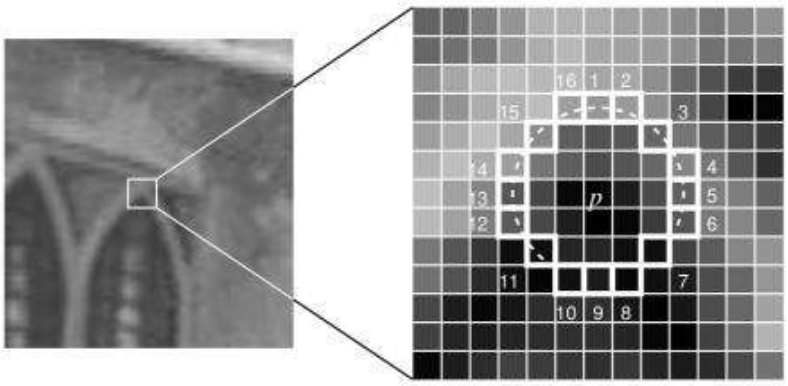


Figura 2.8: Detetor de canto FAST, círculo em volta do ponto p. [15]

Analisando a Figura 2.8, os pixeis 11-16 e 1-6 têm maior intensidade que o píxel a examinar, píxel p. Isto significa que o píxel p é um canto. O teste realizado pode ser resumido a duas condições:

1. Se existirem N pixeis adjacentes no anel na qual todos têm intensidade superior ao píxel p, então p é um canto.

2. Se existirem N pixeis adjacentes no anel na qual todos têm intensidade inferior ao píxel p, então p é um canto.

Assim se alguma condição for verdadeira, o píxel p é classificado como canto. O parâmetro N é usualmente 12 de forma a obter uma deteção com alta qualidade. N pode ser 9 de forma á detenção

ser mais rápida. O algoritmo depende da intensidade de threshold, o qual em diferentes ambientes deve originar diferentes resultados e o threshold deve ser ajustado para a melhor performance. Desde que o algoritmo use um círculo de pixeis para determinar se o píxel examinado é um canto, o algoritmo é invariante à escala e rotação.

2.4.2 Detectores de blobs

2.4.2.1 SIFT

A diferença de gaussianas (DoG, do inglês *Diference of Gaussians*) foi utilizada para identificar características invariantes à escala, rotação e parcialmente invariantes à variação na luminosidade e transformações afins. O método SIFT (do inglês, *Scale Invariant Feature Transform*) é composto por um detetor de blobs baseado em DoG.

O primeiro passo no algoritmo de SIFT é utilizar a função gaussiana sobre uma imagem com escalas diferentes para gerar o espaço de escalas da imagem.

A função

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I_{x,y} \tag{2.1}$$

define o espaço de escalas da imagem $I_{x,y}$. Na equação 2.1 , o operador * define a convolução da função gaussiana onde $I_{x,y}$ é a imagem de entrada e o núcleo Gaussiano $G(x,y,\sigma)$ é igual a

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}.$$

O passo é repetido com diferentes σ, escalados por um fator k.

$$D(x,y,\sigma) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma).$$

Desde que todas as DoG estão calculadas para a escala corrente, designada como oitava, a imagem cujo valor de σ é duas vezes o valor de σ inicial na oitava é selecionada para ser reproduzida. O processo é ilustrado na Figura 2.9.

Calculadas as DoGs, deseja-se obter os máximos e mínimos locais em todas as escalas de $D(x,y,\sigma)$. Para isso avalia-se cada ponto da primeira oitava com seus 26 vizinhos, 8 no mesmo nível e 9 nos níveis superiores e inferiores de escala. A Figura 2.10 apresenta essa comparação. Se o ponto for extremo nessa oitava, sua posição é estimada na oitava seguinte e o processo é repetido para esse ponto. As informações referentes à escala e oitava alcançadas são guardadas e farão parte da característica.

Uma vez obtido o ponto de extremo é refinada a posição para obter uma posição em *subpixeis*. é utilizada uma expansão de Taylor em torno do ponto de extremo

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \tag{2.2}$$

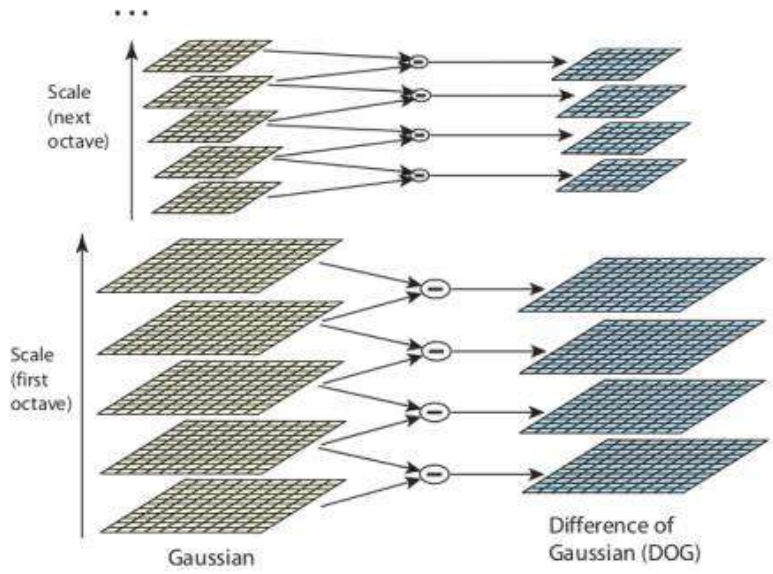


Figura 2.9: Computação da DoG. [15]

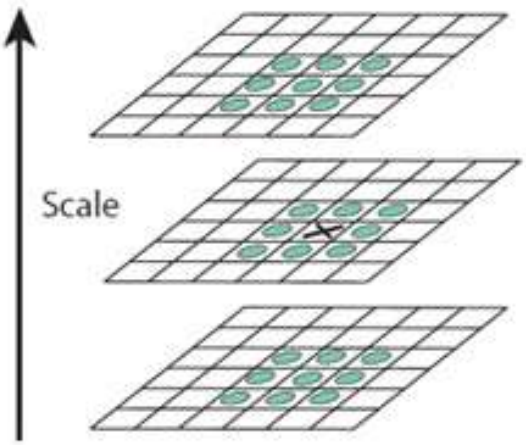


Figura 2.10: O *píxel* marcado com um *x* é avaliado em relação aos seus vizinhos no mesmo nível e nos níveis superiores e inferiores. [15]

onde x é o deslocamento em torno do ponto de extremo. O ponto extremo $\hat{x}$ é determinado derivando a equação 2.2 em relação a x e igualando a zero. O resultado é dado por

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial^2 x^2}\frac{\partial D}{\partial x}. \tag{2.3}$$

Se houver variação maior que 0.5 em qualquer uma das direções o ponto muda de píxel e o valor de extremo é interpolado no novo ponto. O valor do ponto de extremo é refinado para remover extremos com baixo contraste. Essa operação é feita substituindo a equação 2.3 na equação 2.2, resultando em

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2}\frac{\partial D^T}{\partial x}\hat{x}.$$

Outro filtro usa uma ideia semelhante para remover pontos de borda. A matriz hessiana

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

descreve a curvatura principal da imagem em torno do ponto de extremo. Analisando a relação entre os valores próprios de H avalia-se que se o determinante de H é negativo o ponto é descartado. Assim a avaliação é feita sobre a relação dos valores próprios, como mostra a seguinte equação:

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha+\beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(r\beta+\beta)^2}{r\beta^2} = \frac{(r+1)^2}{r}, \tag{2.4}$$

onde $\alpha = r\beta$. Um valor extremo será descartado caso a relação

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(\tau+1)^2}{\tau},$$

para um limiar τ a ser definido.

Até este ponto foram obtidas localizações e escalas dos pontos de extremos e foram removidos extremos com baixo contraste e em bordas. Resta obter uma orientação para o ponto. Para isso escolhe-se em cada oitava a imagem gaussiana L cuja escala mais se aproxima da escala do ponto de extremo. Para cada uma das imagens $L(x,y)$ (note que o valor de σ não aparece pois é definido como o mesmo do ponto de extremo) a magnitude $m(x,y)$ e a orientação θ(x,y) são calculadas usando

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2}$$

$$\theta(x,y) = tan^{-1}((L(x,y+1) - L(x,y-1))/(L(x+1,y) - L(x-1,y))).$$

Calcula-se as orientações em torno do ponto de extremo e um histograma é montado com 36 orientações possíveis para a característica, cada um respondendo por 10º dos 360º possíveis para θ(x,y). Cada uma das orientações θ(x,y) é pesada utilizando a magnitude $m(x,y)$ e uma janela gaussiana com σ sendo 1.5 vezes a escala do ponto de extremo antes de ser adicionada à orientação da característica.

Picos no histograma das orientações em torno do ponto de extremo correspondem a direções dominantes do gradiente local. O maior pico de histograma é identificado e uma característica é gerada com localização, escala a e orientação. Picos no histograma que sejam máximos locais e cuja magnitude seja maior que 80% da do pico máximo também geram características com a mesma localização e escala, mas com a orientação diferente. Por fim, para cada pico que gerou uma característica, uma parábola é traçada pelo pico e os dois valores do histograma adjacentes a ele. Para se obter maior precisão o pico máximo é então tomado como o máximo da parábola gerada pela interpolação dos três picos.

2.4.2.2 SURF

O detetor SURF (do inglês, *Speeded Up Robust Features*) é similar ao SIFT no sentido que os passos são iguais, mas são feitos diferentemente. A imagem em análise é filtrada com janelas baseada no método do integral da imagem, como uma aproximação gaussiana

$$I_{\Sigma}(x,y) = \sum_{i}^{x}\sum_{j}^{y} I(i,j). \tag{2.5}$$

O benefício do uso deste método é a redução do numero de cálculos e a diferença no tamanho da janela que influenciam no tempo de cálculo. Uma adição e duas subtrações usando os pontos de canto são requeridas para o cálculo da soma, Figura 2.11.

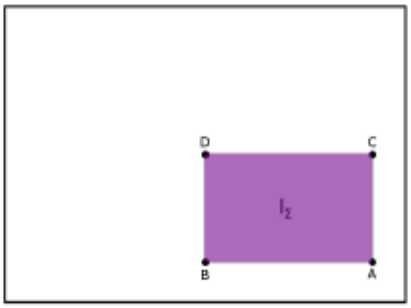


Figura 2.11: Ilustração do método do integral da imagem. [15]

A soma de todos os pixeis como visto na equação 2.5 é igual a I_{Σ} = A - B - C + D, dado que a origem da imagem original é no canto superior esquerdo. Deteção blob é usado e é realizada usando a matriz Hessian. Através de uma imagem I e um ponto **x** = (x,y) na imagem, a matriz Hessian $H(x,\sigma)$ é calculada. Onde σ é a escala atual.

$$H(x,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,\sigma) & L_{xy}(x,\sigma) \\ L_{xy}(x,\sigma) & L_{yy}(x,\sigma) \end{bmatrix}.$$

Onde $L_{xx,xy,yy}(x,\sigma)$ são as derivadas de segunda ordem no ponto x da imagem I. Estas derivadas parciais são aproximadas usando filtros para diferentes escalas e oitavas. Depois de suavizar e reduzir a amostragem da imagem para cada σ como no algoritmo SIFT, o algoritmo SURF aumenta o tamanho do filtro. Uma vez que o Hessian é formado para o ponto **x** numa certa escala σ, o determinante do Hessian é calculado e ponderado de forma a obter a melhor aproximação. O determinante aproximado é guardado em um mapa de resposta para a escala atual. Uma vez calculada a matriz Hessian para todas as oitavas, o algoritmo procura o máximo local e o máximo detetado é guardado e interpolado na escala e no espaço da imagem.

Assim, o detetor de SURF têm pontos chaves:

- Localização
- Escala

- Orientação

2.5 Descritor de Características

Como mencionado anteriormente, uma boa característica tem como propriedade a diferenciabilidade. A diferenciabilidade permite que a característica seja identificada de maneira única. Porém se for utilizado somente o ponto de interesse onde se localiza a característica, a diferenciação torna-se difícil, uma vez que existe pouca informação para gerar um identificador para aquele ponto.

Desta forma, os descritores codificam uma área da imagem em torno do ponto característico, para cada ponto característico. Ao fazer isto, os pontos característicos entre duas imagens são comparáveis uns com os outros.

2.5.1 ORB

O descritor ORB (do inglês, *Oriented FAST and Rotation-Aware BRIEF*) precisa de pontos característicos para serem detetados pelo detetor oFAST. A deteção é realizada como descrita na secção 2.4.1.2 com a adição da orientação do ponto característico. Isto é realizado calculando o centroide de intensidade. Primeiro, o momento do patch é calculado como

$$m_{pq} = \sigma x^p y^q I(x,y), \tag{2.6}$$

onde p e q são parâmetros dos pixeis em ordem do momento. E o centroide do patch é encontrado com a seguinte equação

$$C = (\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}). \tag{2.7}$$

Em seguida o vetor $\vec{OC}$ é construído do ponto central do ponto de característica, O, para o centroide obtido anteriormente, C. O ângulo de $\vec{OC}$ é obtido com a orientação do patch.

$$\theta = atan^2(m_{01}, m_{10}). \tag{2.8}$$

Uma vez atribuída uma orientação ao ponto característico, o descritor BRIEF (do inglês, *Binary Robust Independent Elementary Features*) realiza um teste binário, τ, da intensidade entre pontos de um patch de imagem suavizada. O teste é definido como

$$\sigma(p;x,y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y) \\ 0, & p(x) \geq p(y) \end{cases}, \tag{2.9}$$

onde **p** é o patch de imagem que foi suavizada e (x,y) é o ponto de teste. O resultado da característica é um vetor de 256 testes binários

$$f_{256}(p) = \sum_{1 \leq i \leq 256} 2^{i-1} \tau(p;x_i,y_i). \tag{2.10}$$

De forma a realizar um descritor de recurso elementares independentes robustos binários (BRIEF) invariantes à rotação, é orientar o descritor para a orientação θ dos pontos caraterísticos. Isto é feito construindo uma versão direcionada dos testes binários na localização do recurso

$$\mathbf{S}_\theta = \mathbf{R}_\theta \mathbf{S}, \tag{2.11}$$

onde $\mathbf{R}_\theta$ é a matriz rotação e $\mathbf{S}$ é igual a :

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 & \cdots & \mathbf{x}_{256} \\ \mathbf{y}_1 & \cdots & \mathbf{y}_{256} \end{bmatrix}. \tag{2.12}$$

Desta forma, o BRIEF dirigido é igual a :

$$g_n(\mathbf{p}, \theta) = f_n(\mathbf{p}) | (\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) \in S_\theta. \tag{2.13}$$

Uma desvantagem com o BRIEF dirigido é a baixa variação e alta correlação entre os testes binários. Isso é reduzido pela busca entre os testes binários para testes com alta variação e não correlação.

2.5.2 SIFT

Primeiro o gradiente e a orientação são analisados para os pontos numa janela que é centrada pelo ponto característico. O tamanho da janela é 16 x 16 caixas em uma matriz. Esta matriz é dividida em 4 x 4 sub-regiões, onde o histograma baseado na orientação é construído para cada região. Em seguida, as coordenadas desses pontos e orientações do gradiente são rodadas de forma a incorporar a invariância rotacional. Os pontos são futuramente aperfeiçoados por uma função Gaussiana com peso $\sigma = \frac{w}{2}$, onde w é o tamanho da janela do descritor. Como ilustra a Figura 2.12

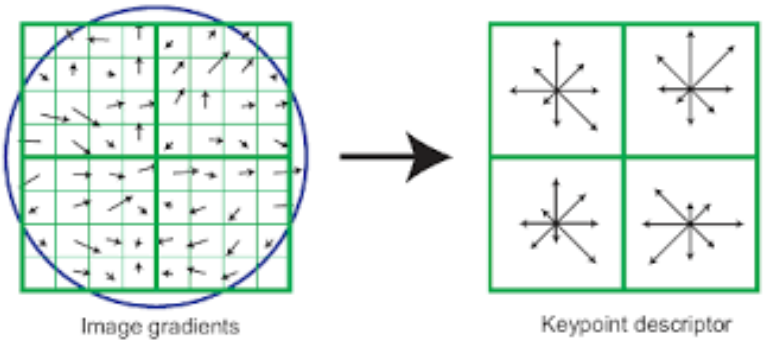


Figura 2.12: Descritor SIFT. As setas designam a soma dos gradientes nas caixas individuais. O círculo azul representa a região que é considerada na atuação do filtro Gausiano. Este exemplo ilustra uma matriz 8x8 resultando num 2x2 descritor. [15]

2.5.3 SURF

Uma janela quadrada é centrada no ponto de característica, com a mesma orientação. O tamanho da janela é 20s x 20s, onde s é a escala onde o ponto característico foi detetado. De seguida, a janela é dividida em sub-regiões 4 x 4 . As respostas das ondas de Haar e seu valor absoluto são resumidas para direção horizontal e vertical em cada sub região. O descritor resultante consiste em um vetor 4D que contém as quatro somas para cada sub-região.

2.6 Associação de Características

O processo de correspondência de características é um requisito para muitas aplicações relacionadas com imagens, tais como, recuperação de uma imagem, deteção do movimento e reconstrução da forma. Como mencionado no início da Secção 2.4, espera-se que uma boa característica tenha como propriedade a diferenciabilidade. A diferenciabilidade permite que a característica seja identificada (idealmente) de maneira única. As diferentes características determinadas pela etapa anterior precisam ser correspondidas, ou seja, é preciso determinar quais características são as mesmas em imagens distintas. Geralmente existem dois métodos diferentes para encontrar suas correspondências: correspondência de características e seguimento de características.

2.6.1 Correspondência de Características

O método de correspondência de características consiste na deteção de características de maneira independente em todas as imagens com um determinado detetor de características. Idealmente, as correspondências detetadas representam a mesma informação nas imagens. Depois são efetuadas as correspondências entre as características detetadas usando uma estratégia de comparação baseada em medidas de semelhança. Este método é muito usado em ambientes exteriores de grandes dimensões, em que as imagens são capturadas partir de posições distantes entre si, com a finalidade de limitar os problemas relacionados com desvio de movimento.

2.6.1.1 Brute force

O método *Brute force* compara um descritor de um conjunto de pontos caracteristicos da primeira image com todos os descritores dos pontos caracteristicos da segunda imagem. Geralmente, o descritor com pequena distância Euclidiana é comparado com o descritor da primeira imagem. A distância do descritor é limitada por um threshold de forma a tornar a comparação válida. O tempo entre duas imagens devem ser pequenas de forma à comparação do descritor ser correta.

2.6.2 Seguimento de Características

O método de seguimento de características, com alternativa, deteta características em apenas uma imagem com um determinado detetor de características. Na próxima imagem a característica correspondente é procurada na área em torno da localização da característica detetada. Este

método de deteção e seguimento é muito usado em ambientes interiores de pequenas dimensões e é adequado para aplicações de OV. Uma vez que as imagens são capturadas a partir de posições próximas e a quantidade de movimentos entre imagens sucessivas geralmente é pequena.

2.6.2.1 FLANN

O método FLANN (do inglês, *Fast Library for Approximate Nearest Neighbours*) é considerado um algoritmo que procura correspondência dos descritores numa vizinhança próxima do ponto característico. O OpenCV utiliza uma correspondência baseada no FLANN que utiliza a estrutura de dados da árvore k-d e vizinhos próximos. K-d significa k dimensões, onde k é um inteiro positivo. A ideia base é :

- Escolher uma dimensão k.
- Encontrar o valor mediano dessa dimensão.
- Dividir a dimensão em duas partes com base no valor mediano.
- Repetir, até k-1 atingir 0 e começar de novo com k original até que todos elementos no conjunto de dados sejam examinados.

O processo é ilustrado na figura 2.13 . Este exemplo inicia-se no ponto (7,2).

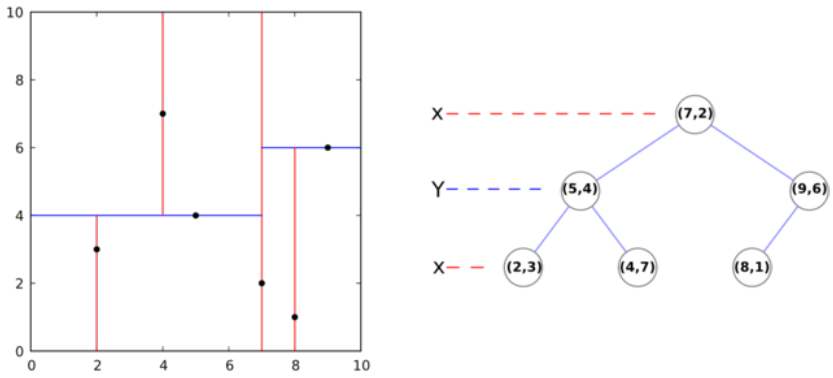


Figura 2.13: A imagem da esquerda ilustra a decomposição 2-d, note que as linhas vermelhas são para o eixo x e as linhas azuis para o eixo y. A imagem da direita ilustra a árvore 2-d correspondente.

Uma vez que a árvore k-d é formada, o próximo passo é usar pontos do segundo conjunto de dados e ver em qual nó da árvore k-d que o ponto examinado está mais próximo. O procedimento é chamado vizinho mais próximo (NN, do inglês, *Nearest Neighbour*). Começando no nó raiz (7,2), como ilustrado, o algoritmo percorre a árvore 2-d construída recursivamente. Escolhe o nó da esquerda ou direita se o ponto examinado tiver um valor maior ou menos que o nó atual na dimensão atual, respetivamente. Uma vez que o algoritmo tenha atingido um nó final, o algoritmo

guarda esse nó como o melhor atualmente. A recursão é então finalizada e o algoritmo começa a atravessar de volta ao nó raiz. A distância até ao ponto examinado é verificada em cada nó, se a distância for menor então é atualizado o melhor valor. O algoritmo também verifica se o hiperplano do outro lado da árvore está dentro do raio da menor distância atual, se não, esse hiperplano é descartado. Se estiver dentro, o algoritmo percorre esse ramo da árvore k-d também. O procedimento pode ser visto na figura ilustrada 2.14.

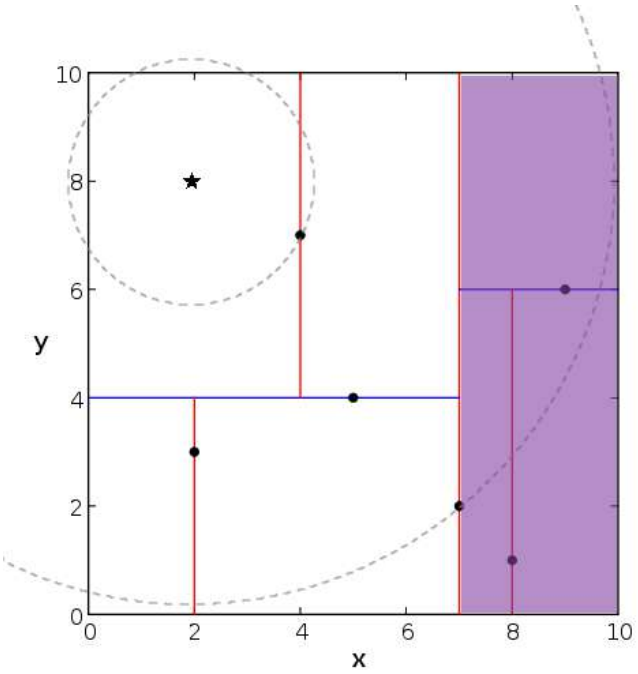


Figura 2.14: Algoritmo de procura NN baseado nas árvores 2-d.

O ponto (2,8) é examinado para o seu vizinho mais próximo, marcado com uma estrela na figura. O algoritmo começa no nó raiz (7,2) e a distância, isto é, o raio do grande círculo centrado na estrela cobre todos os hiperplanos. Isso significa que não podemos descartar nenhum hiperplano. O algoritmo percorre a árvore, ignorando os hiperplanos roxos da figura. O nó da folha (4,7) é definido como o melhor e o algoritmo começa a atravessar de volta para o nó raiz, verificando a distância em cada nó. Desde que o raio do pequeno círculo centrado em torno da estrela é a melhor combinação atual e não está se cruzando com os hiperplanos roxos, pode-se descartar esses hiperplanos e o algoritmo não procura por eles. Uma vez no nó raiz, o algoritmo termina e (4,7) era de fato o mais próximo vizinho.

2.7 Estimação do movimento

A etapa de estimação do movimento representa o núcleo da computação em um sistema de OV. Ela efetua o cálculo do movimento da câmara entre a imagem atual e a imagem anterior. A

trajetória da câmara e do agente (assumindo que estão ligados rigidamente) pode ser recuperada completamente através da concatenação de todos os movimentos individuais.

Esta secção explica como a transformação relativa T_k pode ser calculada entre duas imagens I_{k-1} e I_k a partir de dois conjuntos de pontos característicos correspondentes f_{k-1}, f_k nos instantes de tempo *k - 1* e *k*, respetivamente. Existem três métodos diferentes para o cálculo do T_k dependendo se as correspondências dos pontos característicos são especificadas em três ou duas dimensões. Os métodos referidos são:

- 2D-para-2D: Neste caso, ambos f_{k-1} e f_k são especificados pelas coordenadas 2D da imagem.
- 3D-para-3D: Neste caso, ambos f_{k-1} e f_k são especificados pelas coordenadas 3D da imagem. Para realizar esta acção, é necessário a triangulação de pontos 3D em cada instante de tempo, isto pode ser feito a partir de um sistema com câmaras estéreo, por exemplo.
- 3D-para-2D: Neste caso, f_{k-1} são especificados em 3D e f_k são as suas correspondentes reprojeções em 2D na imagem I_k.No caso da utilização de um sistema monocular, a estrutura 3D necessita de triangular duas câmaras adjacentes (isto é I_{k-2} e I_{k-1}) e assim a construção da imagem 2D .

2.7.1 2D-para-2D

A relação geométrica entre duas imagens I_k e I_{k-1} da calibração da câmara é descrita pela matriz essencial *E*. Esta contém os parâmetros de movimento da câmara para um fator de escala desconhecido.

$$E_k \approx \hat{t}_k R_k$$

onde $t_k = [t_x, t_y, t_z]^T$ e

$$\hat{t}_k = \begin{bmatrix} 0 & -t_z & t_y \\ t_z & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix}.$$

A correspondência dos pontos característico, rotações e translações podem ser obtidos através da matriz essencial. A principal propriedade da estimação de movimento através de 2D-para-2D é a restrição epipolar, que determina a linha em cada ponto de característica correspondente em outra imagem, como ilustrado na Figura 2.15.

Esta restrição pode ser formulada por $p'^T \mathrm{Ep} = 0$, onde p é um ponto característico numa imagem e p' é o correspondente ponto característico noutra imagem.

Através da estimação da matriz *E*, a rotação e translação pode ser extraída.

$$R = U(\pm W^T)V^T,$$

$$\hat{t} = U(\pm W)SU^T,$$

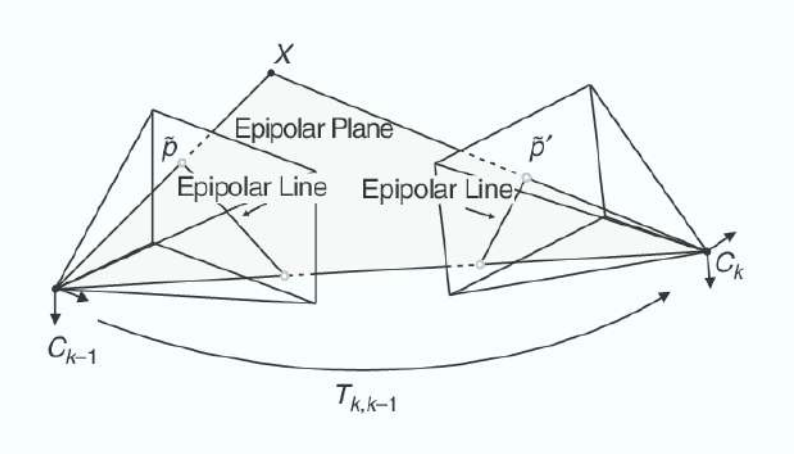


Figura 2.15: Uma ilustração da restrição epipolar. [8]

onde

$$W^T = \begin{bmatrix} 0 & \pm 1 & 0 \\ \mp 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

e U, S, V são obtidas através do USV (do inglês, *Singular Value Decompositon*)

$$E = USV^T$$

Para recuperar a trajetória de uma sequência de imagens é necessário a concatenação das diferentes transformações $T_{0:n}$. Para isso é necessário uma escala relativa obtida através de :

$$r = \frac{\|X_{k-1,i} - X_{k-1,j}\|}{\|X_{k,i} - X_{k,j}\|}$$

Desta forma, o algoritmo de OV com correspondência 2D-para-2D é sumariado de seguida:

1. Capturar uma imagem I_k.
2. Extrair e conjugar pontos característicos entre I_{k-1} e I_k.
3. Obter a matriz essencial do par de imagens I_{k-1}, I_k.
4. Decompor a matriz essencial em R_k e $\hat{t}_k$.
5. Computorizar a escala relativa $\hat{t}_k$.
6. Concatenar a transformação $C_k = C_{k-1}\, T_k$.
7. Voltar ao ponto 1.

2.7.2 3D-para-3D

A estimação do movimento através da correspondência 3D-para-3D é usada em sistemas estéreo.

A solução geral é encontrar T_k que minimiza a distância L_2 entre duas 3D características

$$\arg\min_{T_k} \sum_i \left\| \tilde{X}_k^i - T_k \tilde{X}_{k-1}^i \right\|$$

onde i é a característica i e X_k, X_{k-1} são as coordenadas homogéneas dos pontos 3D.

Como analisado anteriormente, o número mínimo de soluções são três correspondências não colineares. Desta forma, se n $\geq$ 3, uma solução possível é realizar a diferença dos centroides das características 3D e uma rotação usando SVD. A translação é dada por

$$t_k = \bar{X}_k - R\bar{X}_{k-1}$$

onde - é a média aritmética.

A rotação é eficientemente calculada através do SVD como

$$R_k = VU^T$$

onde $USV^T = svd((X_{k-1} - \bar{X}_{k-1})(X_k - \bar{X}_k)^T)$ e X_k corresponde ao ponto 3D.

O algoritmo de OV com correspondência 3D-para-3D é sumariado de seguida:

1. Capturar duas pares de imagens num sistema estéreo, $I_{l,k-1}$,$I_{r,k-1}$ e $I_{l,k}$,$I_{r,k}$
2. Extrair e conjugar pontos característicos entre $I_{l,k-1}$ e $I_{l,k}$
3. Triangular os pontos característicos conjugados para cada par de estéreo.
4. Computacional T_k de pontos característicos 3D, X_{k-1} e X_k
5. Concatenar a transformação $C_k = C_{k-1}\ T_k$
6. Voltar ao ponto 1.

2.7.3 3D-para-2D

A estimação do movimento de 3D-para-2D é mais precisa do que 3D-para-3D porque são minimizados os erros de reprojeção. A transformação T_k é analisada num sistema estéreo através do X_{k-1} e p_k. No caso de um sistema monocular é através da triangulação das medições de imagens p_{k-1} e p_{k-2}.

A formula general neste caso é encontrar T_k que minimize o erro de reprojeção da imagem

$$\arg\min_{T_k} \sum_i \left\| p_k^i - \hat{p}_{k-1}^i \right\|^2$$

onde p_{k-1} é a reprojeção do ponto 3D X^i_{k-1} na imagem I_k de acordo com a transformação T_k.

Como no problema da correspondência 3D-para-3D são necessários um número mínimo de pontos. Com um número de pontos igual a 6, P é calculado através do uso de SVD e a rotação e translação é obtida através de P_k = [R|t].

Assim, a estimação através de 3D-para-2D assume que os pontos são obtidos de apenas uma câmara. Desta forma, num sistema estéreo o ponto 2D é obtido através da junção da câmara da esquerda com a câmara da direita. Obviamente a captura das imagens têm de ser no mesmo instante de tempo. Para o caso de um sistema monocular é algoritmo inicializa após a captura das duas primeiras imagens, desta forma é necessário triangular duas imagens capturadas em instantes diferentes para obter o ponto.

O algoritmo de OV com correspondência 3D-para-2D é sumariado de seguida:

1. Realizar na primeira vez:
   1.1. Capturar duas imagens I_{k-2},I_{k-1}
   1.2. Extrair e conjugar pontos característicos entre eles
   1.3. Triangular os pontos característicos I_{k-2}, I_{k-1}
2. Realizar a cada iteração:
   2.1. Capturar nova imagem I_k
   2.2. Extrair e conjugar pontos característicos com a imagem anterior I_{k-1}
   2.3. Computorizar posição da câmara através do calculo 3D-para-2D
   2.4. Triangular todos os novos pontos característicos entre I_k e I_{k-1}
   2.5. Voltar ao ponto 2.1

2.8 Métodos de ajuste de erros

A associação de pontos, usualmente, está contaminada por *outliers*[4], isto é, associação de dados errada. As possíveis causas de *outliers* são ruídos da imagem, exclusões, pouca nitidez, alteração de posições e iluminação das quais os modelos matemáticos dos detetores de características não detetam.

Para a estimação da movimentação correta da câmara é importante que o *outliers* sejam removidos.

2.8.1 Windowed bundle adjustment

O *bundle adjustment* é um algoritmo criado no campo da fotometria em meados da década de 1950 e tornou-se muito utilizado no campo da visão por computador, explicitamente na área de reconstrução 3D.

[4] valor atípico, é uma observação que apresenta um grande afastamento das demais series ou é inconsistente.

A função principal é tentar otimizar ao mesmo tempo os parâmetros (intrínsecos e extrínsecos) da câmara, bem como os parâmetros dos pontos 3D de referência. Ele é aplicado para os casos em que as características detetadas numa imagem são procuradas em mais do que duas características. Este algoritmo considera uma "janela"de n características da imagem e depois faz uma otimização dos parâmetros das posições da câmara e dos pontos 3D de referência para este conjunto de características da imagem.

No *bundle adjustment*, a função de erro a minimizar é o erro de reprojeção da imagem.

$$\arg^{min}_{X^i,C_k} \sum_{i,k} \left\| p^i_k - g(X^i, C_k) \right\|^2,$$

onde p^i_k é o i-ésimo ponto da imagem dos pontos 3D de referência X^1 medido na k-ésima imagem e $g(X^i, C_k)$ é a sua imagem de reprojeção de acordo com a posição atual da câmara C_k. O erro de reprojeção é uma função não-linear.

Para concluir, o principal objetivo do *bundle adjustment* em sistemas de OV é a redução do desvio entre a trajetória estimada e a real.

2.8.2 RANSAC

Tal como referido anteriormente, uma das funções do algoritmo RANSAC é a remoção dos *outliers*, que permite a estimação do movimento da câmara de uma forma mais precisa. A etapa de rejeição dos *outliers* é a mais delicada em sistema de OV.

De uma forma geral, este algoritmo é utilizado quando se pretende estimar um modelo (por exemplo os parâmetros de rotação e translação de uma câmara) na presença de *outliers*.

A ideia fundamental do RANSAC é calcular candidatos modelo a partir de amostras de conjuntos de pontos de dados. A escolha das amostras é feita aleatoriamente. Posteriormente com os outros dados é selecionada como solução.

O esboço deste algoritmo é apresentado em seguida:

O número de iterações N necessário para garantir a solução correta é calculado pela equação

$$N = \frac{log(1-p)}{log(1-(1-\varepsilon)^s)}$$

O valor s representa o número de pontos de dados a partir do qual o modelo pode ser instanciado, ε é a percentagem de *outliers* nos pontos de dados e p representa a probabilidade de sucesso pretendida.

Notar que o algoritmo é um método iterativo e não determinístico de tal forma que calcula uma diferente solução em cada execução. Contudo, a solução tende a estabilizar à medida que o número de iterações aumenta.

2.9 Software e Hardware

Neste secção são apresentadas as ferramentas e hardware utilizados na dissertação. O software utilizado é o ROS (*Robot Operating System*) e hardware é utilizada a Raspberry Pi e uma lente olho de peixe.

2.9.1 ROS

ROS é uma *framework* para desenvolvimento de *software* de robótica. ROS consiste num compêndio de bibliotecas, ferramentas e outros recursos que visa facilitar a criação de comportamentos complexos alcançando uma vasta gama de plataformas robóticas distintas.

O ROS fornece serviços idêntico a um sistema operativo, incluindo abstração de *hardware*, baixo nível de controlo, implementação de funcionalidades e mensagens que são transmitidas entre nós. Além disto, é constituído por bibliotecas e ferramentas para obter, criar, gravar e executar código em vários computadores.

Desta forma, ROS é caracterizado por:

- **Pacotes** - O *software* desenvolvido em ROS organiza-se em pacotes. Os pacotes são módulos que podem conter nós, bibliotecas independentes, *datasets*, ficheiros de configuração, elementos de *softwares* de terceiros, entre outros elementos que constituem o módulo. Os pacotes constituem a unidade base de compilação.

- **Nós** - Os nós são processos em ROS que executam computação, funcionando como programas. Os nós comunicam entre si através da publicação e subscrição de mensagens, serviços e através do *Parameter Server*. Um sistema robótico em execução utiliza um conjunto de nós que cooperam para o seu funcionamento. A arquitetura distribuída de ROS permite que os nós em execução não necessitem de operar no mesmo equipamento, possibilitando a simbiose de diferentes plataformas comunicando entre si. O nó mestre pertence ao conjunto de nós laçando pelo *roscore*, e tem a função de possibilitar aos nós que se localizem uns aos outros permitindo o estabelecimento de comunicações.

- **Tópicos** - Os tópicos são os recipientes através dos quais os nós trocam mensagens entre si. Os tópicos utilizam um modelo de publicação/subscrição que separa a produção de informação do seu consumo. Os nós não têm conhecimento de outros nós que publiquem determinado tópico ou o subscrevam. Um nó apenas necessita de subscrever os dados específicos a um tópico ou de publicar dados num tópico específico. A estrutura permite a existência de múltiplos publicadores e subscritores associados a cada tópico.

- **Serviços** - A unidirecionalidade existente no modelo publicador/subscritor não possibilita interações do tipo "pedido/resposta". Para possibilitar este tipo de interações existem os serviços em ROS. Um serviço é composto por um par de mensagens, uma mensagem definida para o pedido e outra para a resposta. Um nó pode oferecer um serviço ativado por um nó cliente ao submeter a mensagem de pedido.

A biblioteca de ROS suporta o desenvolvimento ROS em linguagem C++ e Python.

2.9.2 Raspberry Pi

O Raspberry Pi é um computador do tamanho de um cartão de crédito, em que todo o hardware é integrado numa única placa. O principal objetivo é promover o ensino em Ciência da Computação básica em escolas, mas devido à sua excelente qualidade / preço é bastante usado em grandes projetos de robótica, programação e até aplicações industriais.

O modelo utilizado nesta dissertação é o Raspberry Pi 3 model B. Este modelo contém um processador 1.2 GHz 64-bit quad-core ARMv8 CPU, 1 GB de RAM e Bluetooth 4.1. Além disto, este computador é compatível com ROS Kinetic e com vários módulos, como a câmara com lente olho de peixe.

Figura 2.16: Exemplar da Raspberry Pi 3 modelo B.

2.9.3 Câmara com lente olho de peixe

A lente olho de peixe é uma lente grande-angular, como ilustrado na figura 2.17, uma vez que alcança ângulos de visão extremamente amplos. Além disso, produz uma forte distorção visual destinada a criar uma imagem panorâmica ou hemisférica ampla. Em vez de produzir imagens com linhas retas de perspetiva, as lentes olho de peixe usam um mapeamento especial (por exemplo: ângulo equisólido), que dá às imagens uma aparência convexa não retilínea.

Figura 2.17: Câmara com lente grande angular.

Capítulo 3

Sistema de Odometria Visual

Neste capítulo serão apresentados os procedimentos implementados no algoritmo de Odometria Visual e o métodos para a realização dos testes.

3.1 Nó VisodoAgro

Neste subcapítulo é descrito o algoritmo implementado num nó em ROS, que pode ser resumido no diagrama de ação 3.1

No primeiro frame o algoritmo lê a imagem e transforma em escala de cinzas. De seguida, calcula os pontos característicos da imagem. Visto que no primeiro frame não é possível realizar uma correspondência com o frame anterior, devido à inexistência deste, o algoritmo avança para o próximo frame. A partir do segundo frame os passos são sempre iguais. Assim, o algoritmo obtêm o próximo frame e extraí a imagem em escala de cinzas . Seguidamente, caso se utilize o método de **brute force**, explícito no capítulo 2.6.1.1, calcula-se os pontos característicos deste frame que corresponderam aos pontos característicos do anterior. Caso o método seja **FLANN**, explícito no capítulo 2.6.2.1, utiliza-se uma pequena região à volta dos pontos característicos do frame anterior como forma de se encontrar o ponto característico do frame atual.

Obtida a matriz com as devidas correspondências é necessário calcular a matriz Fundamental. Esta, é obtida através de um ciclo em que se escolhe um conjunto de correspondências aleatoriamente de forma a calcular a matriz fundamental. De seguida testa-se a qualidade dessa matriz Fundamental através do número de inliers [1], guardando o conjunto de correspondências com maior número de inliers. No fim calcula a matriz Fundamental com o melhor conjunto de correspondências.

Como representado na figura 3.2 o ponto **x** corresponde ao ponto no plano de imagem do frame anterior, **x'** corresponde ao ponto no plano de imagem do frame atual correspondendo os dois ao ponto **X** no mundo. Desta forma, **Fx** descreve uma linha (linha epipolar) na qual o ponto correspondente **x'** na outra imagem deve estar. Isto significa que, para todos os pares de pontos correspondentes:

$$x'^{T} F x = 0$$

[1] pontos onde está a maior concentração de pontos.

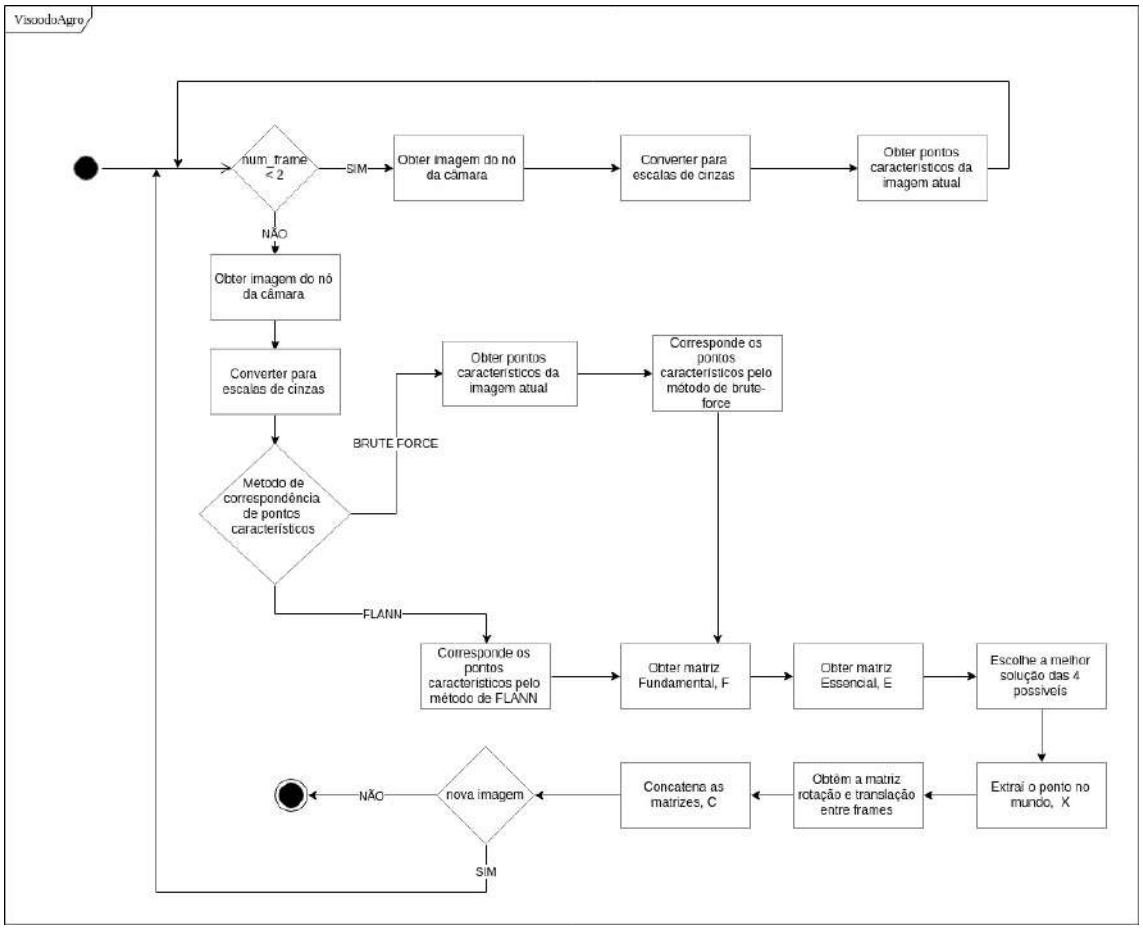


Figura 3.1: Diagrama de ação do nó implementado em ROS.

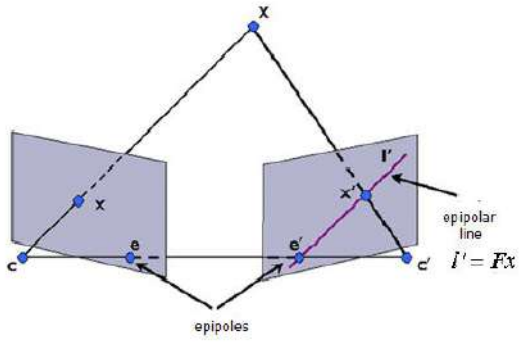


Figura 3.2: Representação da linha epipolar.

sendo,

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix},$$

$$x' = \begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix} e\, x = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}.$$

Desenvolvendo, obtemos :

$$u'uf_{11} + u'vf_{12} + u'f_{13} + v'uf_{21} + v'vf_{22} + v'f_{23} + uf_{31} + vf_{32} + f_{33} = 0$$

$$\Leftrightarrow (u'u, u'v, u', v'u, v'v, v', u, v, 1) \begin{pmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \\ f_{21} \\ f_{22} \\ f_{23} \\ f_{31} \\ f_{32} \\ f_{33} \end{pmatrix} = 0$$

Para todos os pontos característicos :

$$\begin{bmatrix} u'_1u_1 & u'_1v_1 & u'_1 & v'_1u_1 & v'_1v_1 & v'_1 & u_1 & v_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u'_nu_n & u'_nv_n & u'_n & v'_nu_n & v'_nv_n & v'_n & u_n & v_n & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} f_{11} \\ f_{12} \\ f_{13} \\ f_{21} \\ f_{22} \\ f_{23} \\ f_{31} \\ f_{32} \\ f_{33} \end{pmatrix} = 0$$

$$\Leftrightarrow \mathbf{AF = 0}. \tag{3.1}$$

Sendo a matriz **A** invertível, singular e o número de pontos característicos superior a 8, a solução é obtida através da decomposição em valores singulares (SVD, do inglês *singular value decomposition*).

$$F = UDV^T.$$

Conseguida a matriz Fundamental e conhecida a matriz de parâmetros Intrínsecos, **K**, a matriz Essencial, que representa o plano epipolar na imagem 3.3, é obtida pela seguinte equação:

$$E = K^T FK,$$

sendo

$$E = R \left[\; t \; \right]_x$$

, onde **R** é a matriz rotação e **t** é a matriz translação.

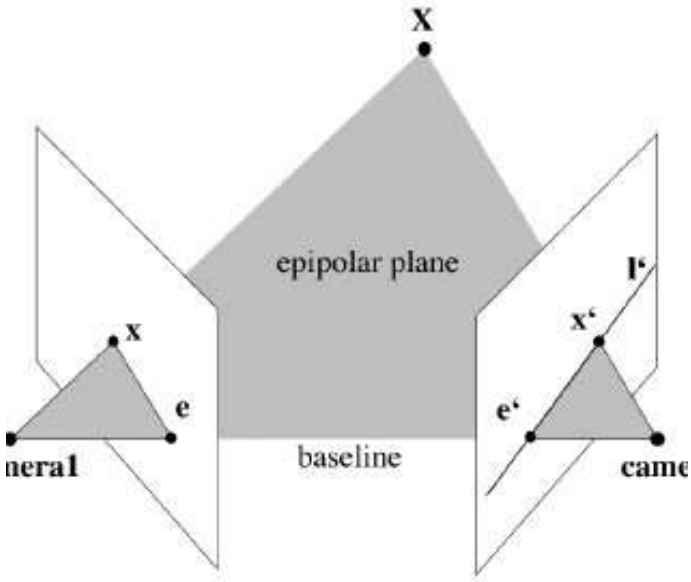


Figura 3.3: Representação do plano epipolar. [14]

Sendo a matriz Essencial descrita desta forma, é possível obter os valores das matrizes rotação e translação através da decomposição dos valores singulares (**SVD**). Sendo :

$$E = U diag(1,1,0) V^T$$

onde as duas soluções possíveis para a matriz rotação, R:

$$R = UWV^T$$

$$R = UW^TV^T$$

e a matriz translação, t:

$$t = \pm u_3$$

.

Obtidas as matrizes rotação e translação existem 4 possíveis soluções, tal como verificado anteriormente. Desta forma, é necessário escolher a solução certa. Para testar as hipóteses é realizada a triangulação por regressão ortogonal e escolhida a solução mais consistente.

Assim, é possivel verificar que exite uma relação entre os pontos correspondentes entre imagens.

Se um ponto desconhecido no mundo, **X**, representado na frame anterior como **x** e no frame atual como **x'**, as coordenadas de **X** podem ser calculadas. Isto, requer a matriz Intrínseca e a matriz Essencial entre frames.

A relação entre os pontos da imagem, **x** e **x'** e o ponto no mundo **X** com os parâmetros da câmara P é expressa

$$x = PX$$

$$x' = P'X,$$

onde P e P' ε $\mathbb{R}^{3x4}$ é a combinação da matriz Intrínseca e Essencial do frame anterior e atual, respetivamente.

Sendo,

$$x = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}, x' = \begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$E = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \end{bmatrix}, K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & x_c \\ 0 & f_y & y_c \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

E considerando p^{iT} as linhas da matriz P e devido à estrutura da matriz Intrínseca, K, X é expresso pela seguinte equação linear :

$$\begin{bmatrix} up^{3T} - p^{1T} \\ vp^{3T} - p^{2T} \\ u'p'^{3T} - p'^{1T} \\ v'p'^{3T} - p'^{2T} \end{bmatrix} X = 0. \tag{3.2}$$

A equação 3.2 é resolvida através da decomposição em valores singulares como explícito anteriormente na equação 3.1.

Desta forma,

$$X = UDV^T.$$

Onde, X ε $\mathbb{R}^{1xn}$ e n igual ao número de pontos característicos com correspondência. A matriz X é utilizada na triangulação dos pontos com as combinações das matrizes Rotação e Translação de forma a escolher a combinação com menor erro de triangulação.

Desta forma, considerando a matriz rotação entre frames

$$R_f = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{11} & r_{11} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{pmatrix}$$

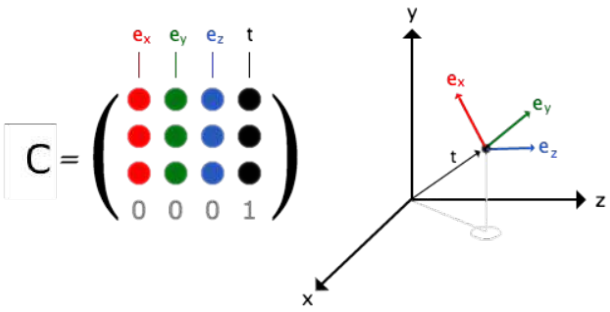


Figura 3.4: Representação da transformação homogénea.

e a matriz translação entre frames

$$t_f = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}$$

Onde, a matriz rotação global

$$R = R * R_f$$

e a matriz translação global

$$t = t + R * (t_f * r).$$

Originando a matriz concatenação C,

$$C = [R|t] = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{11} & r_{11} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Os tópicos desenvolvidos no nó **visodoAgro**, foram criadas as seguintes mensagens customizadas : *"msgInfo"*, *"msgTime"* e *"visodom"*, como representado na figura 3.5

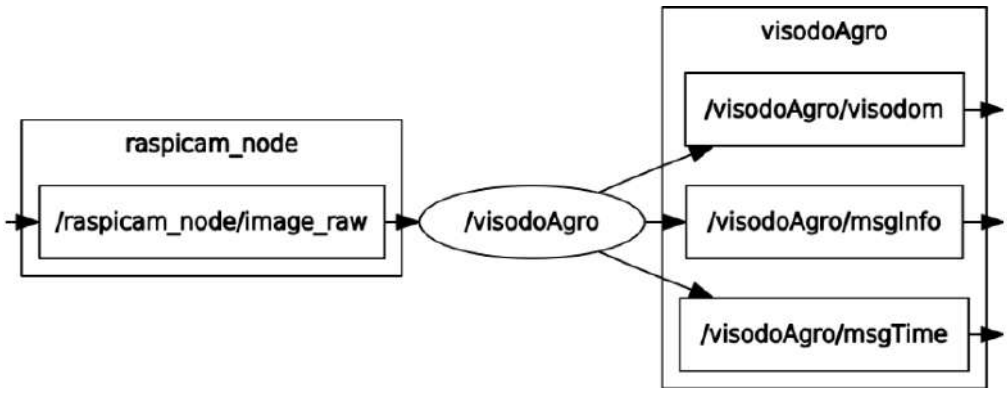


Figura 3.5: Representação dos tópicos elaborados no nó visodoAgro.

O formato da mensagem **"msgInfo"** é representado pela figura 3.6

msgInfo.msg - Mousepad

```
Header header

sensor_msgs/Image prevImage
sensor_msgs/Image currImage

P_match[] p_match

int32[] inliers

Matrix4x4 C
Matrix3x3 Rf
Vector3 tf
```

Figura 3.6: Conteúdo da mensagem *msgInfo.msg*.

Esta mensagem é utilizada para publicar todos os dados importantes do algoritmo, para posterior ser realizada uma análise em Matlab e uma representação dos resultados obtidos nesta dissertação. Nos campos **prevImage** e **currImage** são publicadas as imagens utilizadas para o cálculo das matrizes rotação e transformação nesse instante. Estas matrizes são publicadas no campos **Rf** e **tf**, respetivamente. O Campo **C** é usado para publicar a matriz concatenação, enquanto que o campo **p_match** é utilizado para publicar as correspondências dos pontos característicos. Além disso, existem ainda os *inliers*, pontos utilizados para o cálculo das matrizes resultantes, removendo as correspondências que provocavam erros nos resultados.

A mensagem **"msgTime"** é utilizada para comparar os tempos de execução, o número de imagens perdidas entre o processamento e quantidade de imagens processadas por diferentes tipos de algoritmos. Esta é representada pelos seguintes campos da figura 3.7

msgTime.msg - Mousepad

```
float32 time

uint32 seq
uint32 numFeatures
```

Figura 3.7: Conteúdo da mensagem *msgTime.msg*.

Por fim, a mensagem **"visodom"** é utilizada para publicar a localização em relação ao primeiro frame. Esta é constituída pelos seguintes parâmetros da figura 3.8

As coordenadas x, y e z são publicadas nos parâmetros **posex**, **posey**, **posez**, respetivamente e a orientação alfa,beta e gama nos parâmetros **orientx**, **orienty**, **orientz**, respetivamente.

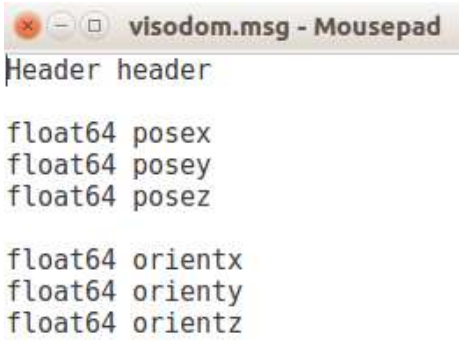


Figura 3.8: Constituição da mensagem *visodom.msg*.

3.2 Desenvolvimento em Matlab

O Matlab é um *software* de alto desempenho desenvolvido para o cálculo numérico. Caracteriza-se por implementar uma linguagem própria, que resulta de uma combinação de linguagens como C, Java e Basic.

O código desenvolvido em Matlab teve como principal função o processamento dos dados guardados nos *rosbags*. Estes *rosbags* contêm as mensagens publicadas para cada teste realizado. Foram desenvolvidos *scripts* para filtrar os dados de interesse e gerar dados possíveis de analisar e inferir conclusões.

3.3 Tipos de lentes

Este subcapítulo visa apresentar os tipos de lentes olho de peixe : circular e *full-frame*, sendo que na presente dissertação foi utilizada a lente olho de peixe *full-frame*.

Os primeiros tipos de lentes olho de peixe desenvolvidos foram circulares. Estas apresentam um ângulo de 180º de visão vertical, horizontal e diagonal e projetam um círculo no plano de imagem.

As lentes olho de peixe *full-frame* ampliam o círculo da imagem para cobrir toda a estrutura retangular, designado por "olho de peixe de moldura completa". Desta forma, as lentes têm um ângulo de visão diagonal de 180º enquanto os ângulos vertical e horizontal de visão são menores.

A figura 3.9 representa as diferenças de plano de imagens obtidos com lente olho de peixe circular,imagem de fundo, olho de peixe *full-frame*, imagem representada no retângulo vermelho, e sem lente, representada no retângulo verde. Desta forma é possível analisar as diferenças entre ângulos de abertura.

A lente é aplicada num ambiente agrícola. Ao se utilizar a lente olho de peixe circular, esta mostra-nos um maior plano de imagem, contudo contém informação desnecessária, como o céu. Assim, torna-se mais vantajoso o uso da lente olho de peixe *full-frame*, uma vez que fornece mais informação central e horizontal do campo de visão.

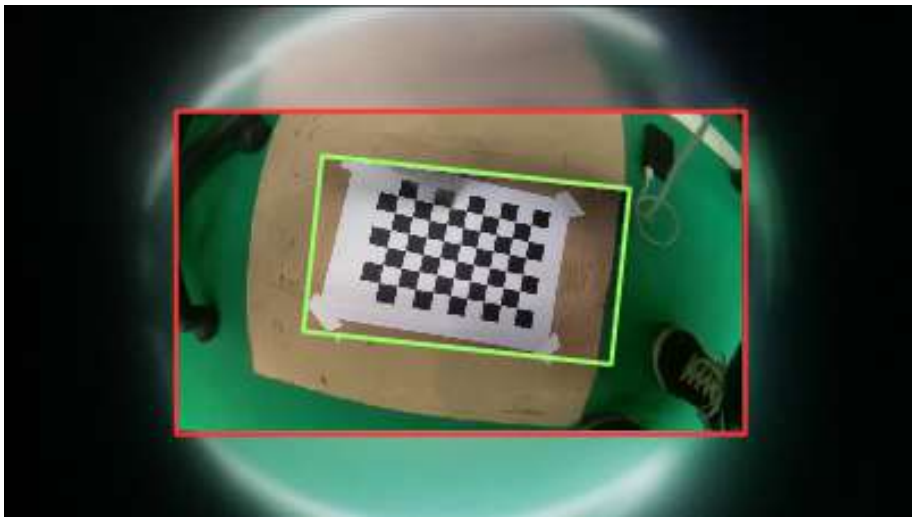


Figura 3.9: Diferença de ângulos de visão de câmaras com lentes olho de peixe e sem lentes.

A lente especificamente escolhida é a representada na figura 3.10a, com as seguintes especificações: 5 megapíxel, ângulo de abertura de 160 graus (câmaras têm tipicamente 72 graus), resolução 1080p e com suporte para LED infravermelho para visão noturna.

(a) (b)

Figura 3.10: Câmaras adaptadas para a Raspberry Pi. a) com lente olho de peixe. b) sem lente.

Capítulo 4

Resultados Experimentais

Os testes desta secção têm como objetivo encontrar o melhor detetor / descritor / matcher, determinando a robustez do subsistema de localização para o ruído, iluminação variante e rotação.

Os parâmetros utilizados nos vários detetores, para limitar o número de pontos característicos, são definidos com base no valor médio de intensidade da imagem. Desta forma, os detetores trabalham sob várias condições de brilho.

Para obter resultados constantes, a plataforma ROS permite ao usuário reproduzir uma sequência de mensagens nas mesmas condições em que foram adquiridas. Esta funcionalidade permite ao desenvolvedor resultados constantes, ou seja, diferentes combinações de parâmetros podem ser testadas para a mesma entrada .

4.1 Calibração da câmara

Como mencionado anteriormente, no capítulo 2.2, as câmaras e lentes têm que ser calibradas para não causar erros de distorção nos resultados finais.

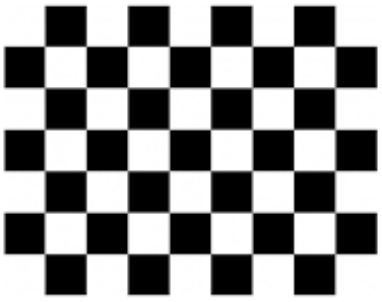


Figura 4.1: Quadrado de xadrez para calibrar câmara.

Desta forma, é usado o algoritmo desenvolvido em [16], que se baseia no uso de um quadrado de xadrez, figura 4.1. Este é composto por quadrados com a mesma largura, que devido á sua estrutura em xadrez, facilita a determinação de pontos de interseção cruzamento. Com estes pontos é possível criar linhas com tamanhos conhecidos e através destas obter os parâmetros intrínsecos da câmara-lente.

A figura 4.2 ilustra a calibração da devida câmara do raspberry pi com uma lente olho de peixe *full-frame*. O resultado final é a matriz de parâmetros intrínsecos composta por :

$$\begin{bmatrix} 603.104 & 0 & 651.767 \\ 0 & 601.316 & 337.810 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

e a matriz de parâmetros de distorção

$$\begin{bmatrix} -0.308 & 0.0729 & 0.00208 & -0.00157 & 0 \end{bmatrix}$$

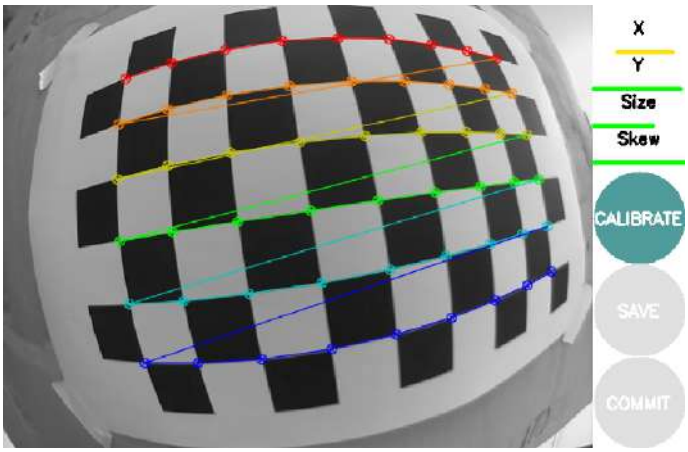


Figura 4.2: Imagem da calibração dos parâmetros da câmara.

Desta forma, é possível retirar a distorção de uma imagem lente olho de peixe .

Como ilustrado na figura 4.3a a imagem possui a distorção de lente olho de peixe de uma grande ocular . Removida a distorção da imagem é obtida a figura 4.3b, na qual é reduzido o ângulo de abertura.

Quando removida a distorção da imagem o ângulo de abertura diminui, mas continua sendo maior que o ângulo de uma câmara sem lente olho de peixe, como ilustrado na figura 4.4. Esta foi capturada com a mesma câmara, sem lente olho de peixe, e á mesma distância do quadrado de xadrez.

(a) (b)

Figura 4.3: Diferença entre ângulos de abertura em imagem com e sem distorção.

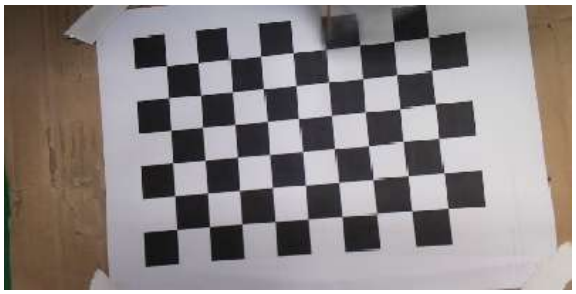


Figura 4.4: Imagem sem lente olho de peixe.

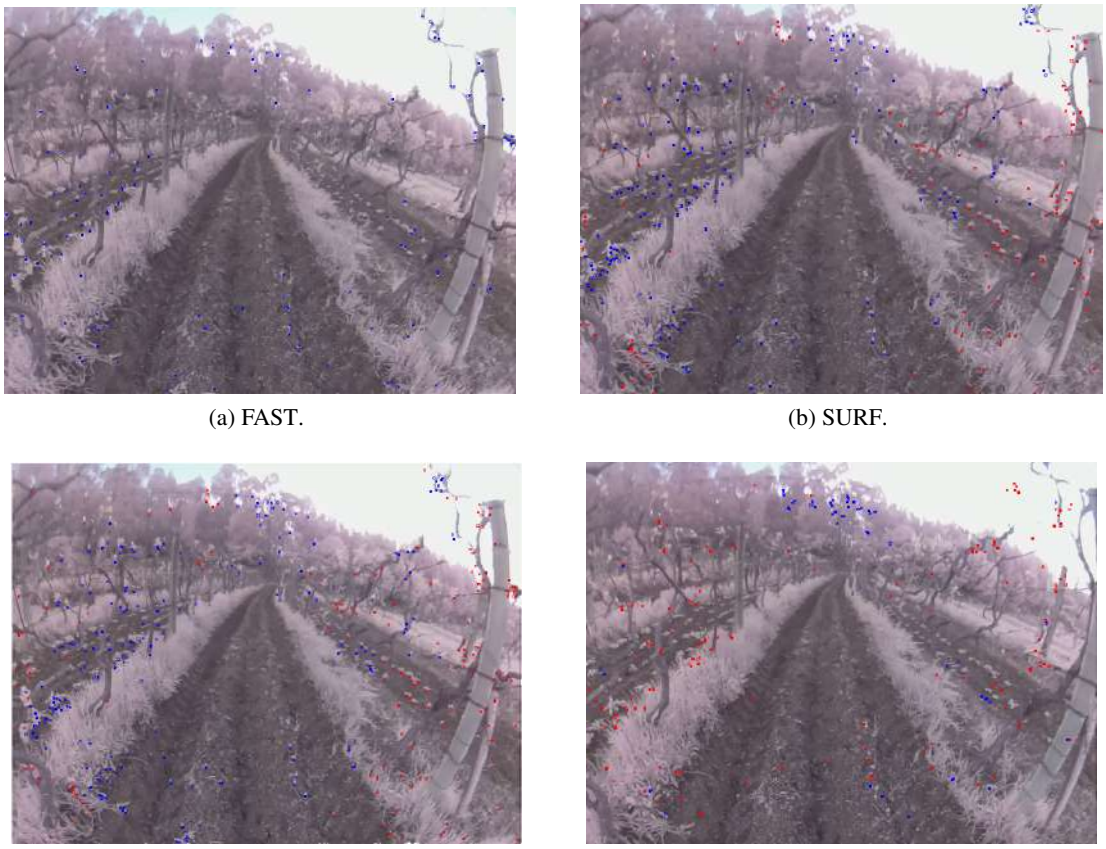
4.2 Diferença entre detetores de características

Na presente dissertação, serão comparados 4 detetores de características (FAST, SIFT, SURF, HARRIS), explícitos em 2.4. Os testes são realizados num ambiente agrícola para maior coerência com a ambiente na qual a dissertação está envolvida, como ilustrado na figura 4.5.

De notar, que os pontos azuis são pontos de características que têm correspondências corretas no próximo frame e os pontos vermelhos são *outliers*, pontos com correspondência de características erradas e/ou sem correspondências.

Os métodos têm as suas diferenças, desde logo a quantidade dos pontos com correspondência no frame seguinte. Desta forma, o método HARRIS e o método SIFT, são pouco eficazes. O primeiro pelo facto de apresentar poucas correspondências e o segundo devido a eliminar muitos pontos característicos de curta distância. A distribuição dos pontos característicos é favorável no método SURF, FAST e SIFT, sendo o primeiro o melhor. O método SURF apresenta maior seleção de pontos nas videiras, sendo estes mais estáveis e recomendados, devido ao ambiente vincula. Em termos de quantidade de pontos, o método SIFT apresenta um elevado número, o que implica maior tempo de processamento e maior número de frames perdidos entre ciclos. Esta quantidade podia ser diminuída, mas em cenários mais precários o algoritmo fica sujeito a encontrar um número reduzido de pontos característicos que impossibilitem o funcionamento do algoritmo.

Assim, o método HARRIS é o menos eficaz, devido a fraca qualidade e distribuição dos pontos característicos. O método SIFT tem um grande tempo de processamento, que caso a velocidade



(a) FAST. (b) SURF.

(c) SIFT. (d) HARRIS.

Figura 4.5: Distribuição dos pontos característicos para os quatro detetores de características

do robô seja baixa é uma solução plausível, pelo facto ter uma elevada quantidade de pontos característicos e uma boa distribuição. Por fim, o método FAST e SURF são os mais indicativos. Sendo, o último com melhor distribuição dos pontos característicos.

4.3 Comparação das combinações

Como explicito no capítulo 2, existem vários detetores de características, descritores de características e métodos de associação de características. Nesta dissertação são usados 4 detetores de características (FAST, HARRIS, SIFT e SURF), 3 descritores de característica (ORB, SIFT e SURF) e 2 métodos de associação de características (FLANN e Brute-Force) totalizando 24 combinações.

Os métodos são comparados pelos seguintes critérios :

- **Imagens** - número de imagens (*frames*) processadas.
- **Tempo** - mínimo, máximo e média de tempo nos ciclos de processamento, em segundos.
- **Imagens perdidas (*Lost Frames*)** - quantidade de imagens perdidas(não analisadas) entre ciclos de processamento.

- **Número de pontos característicos** - quantidade mínima, máxima e média de pontos característicos nos ciclos de processamento.

De forma a obter resultados coerentes é utilizado sempre a mesma movimentação, ficheiro *bag*, em todos os teste.

Tabela 4.1: Tabela de comparação das combinações dos métodos.

FEUP_jardim_frente_2.bag												
			IMAGENS	TEMPO (s)			IMAGENS PERDIDAS			NÚMERO CARACTERÍSTICAS		
				MIN	MAX	MÉDIA	MIN	MAX	MÉDIA	MIN	MAX	MÉDIA
FAST	ORB	FLANN	33	0,32161	0,50455	0,38236	2	5	5	238	789	441
		Brute-Force	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	SIFT	FLANN	27	0,38742	0,82033	0,45041	2	8	5	246	949	496
		Brute-Force	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	SURF	FLANN	32	0,32970	0,63913	0,39328	2	7	5	257	999	483
		Brute-Force	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
HARRIS	ORB	FLANN	24	0,29596	1,62281	0,32311	2	19	5	162	406	269
		Brute-Force	6	1,46739	1,52516	1,50374	21	26	24	259	280	272
	SIFT	FLANN	22	0,26623	1,70619	0,31482	2	19	4	96	493	258
		Brute-Force	8	1,61741	1,65778	1,64259	7	24	19	300	300	300
	SURF	FLANN	17	0,30195	1,66072	0,32749	2	26	6	162	405	292
		Brute-Force	8	1,51844	1,60151	1,56593	16	21	19	300	300	300
SIFT	ORB	FLANN	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		Brute-Force	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
	SIFT	FLANN	22	0,31915	1,79668	0,37545	2	22	5	245	582	419
		Brute-Force	7	1,68539	1,76291	1,74433	9	24	22	500	501	500
	SURF	FLANN	27	0,30361	1,42223	0,35846	2	14	5	202	710	382
		Brute-Force	10	1,22044	1,27926	1,26471	5	17	14	500	501	500
SURF	ORB	FLANN	32	0,30555	0,76352	0,34905	2	7	5	233	550	356
		Brute-Force	16	0,57653	0,97567	0,95483	7	13	9	245	478	426
	SIFT	FLANN	26	0,31670	1,61984	0,35134	2	14	5	243	664	358
		Brute-Force	9	1,08626	1,99224	1,65027	9	22	16	321	500	436
	SURF	FLANN	34	0,31244	1,05094	0,33764	2	9	5	244	659	311
		Brute-Force	14	0,70223	1,23049	0,94099	5	16	10	271	500	433

A tabela 4.1 ilustra os resultados obtidos nos testes da bag $FEUP_jardim_frente_2.bag$, num computador com as seguintes especificações :

- CPU : AMD A4-5150M, 2700 MHz
- GPU : Radeon(tm) HD Graphics
- RAM : 3GB

As combinações representadas pelo símbolo **-** expressam testes na qual resultaram em erros, devido a um número baixo de características utilizadas ou poucas associações, durante um grande período de ciclos de processamento. De forma a melhor interpretação da tabela os valores com bons resultados estão coloridos de verde.

Na coluna **Imagens** um valor elevado significa que o algoritmo é melhor. Nas colunas **mínimos, máximo e médios do Tempo, Imagens Perdidas e número de pontos característicos** quanto menor o valor melhor os resultados.

Analisando a tabela, as combinações com o simbolo **-** ou sem células coloridas a verde são soluções ineficazes. A associação **Brute-Force** não tem nenhuma solução, devido ao tempo de processamento ser maior em relação ao método **FLANN** e, ainda, por apresentar menor coerência de correspondência de pontos característicos. Relativamente, aos detetores de **HARRIS** e **SIFT**são

visíveis algumas soluções possíveis de utilizar. Contudo, apresentam parâmetros fracos, como a quantidade de imagens, tempo máximo e máxima quantidade de imagens perdidas. Quanto aos restantes métodos, todas as combinações são razoáveis para se implementar, mas importa salientar as combinações **FAST/ORB/FLANN** e **SURF/ORB/FLANN** pois tem os melhores parâmetros. Assim, estas últimas serão as utilizadas nos restantes testes.

4.4 Testes

De forma a validar o algoritmo de localização, os testes requerem a quantificação do erro. O erro é descrito como a diferença entre o valor real e o valor medido.

As coordenadas reais têm de ser obtidas através de um sensor externo, tal como, a laser baseado em localização, Odometria do robô ou mesmo uma fita métrica.Assim, os testes serão realizados no robô AgrobV16 e as coordenadas reais serão obtidas através da odometria das rodas, tópico *husky_velocity_controller/odom*.

4.4.1 Cinemática Agrob v16

A cinemática é a área da Física que estuda o movimento dos corpos. Em robótica móvel, a cinemática estabelece relações entre o deslocamento (locomoção) do robô e a atuação a ele imposta. O robô AgrobV16 é utilizado nos teste, realizados, de forma a conseguir obter uma trajetória com maior precisão e ter uma variável de comparação, a odometria das rodas do robô, designada Odometria das rodas, nomeada Odometria Husky.

A cinemática direta estabelece modelos que estimam o deslocamento do robô dada uma atuação, por exemplo, velocidades impostas às suas rodas. A cinemática reversa estabelece modelos que estimam a atuação necessária para que o robô realize o determinado deslocamento, por exemplo, percorrer uma trajetória. Os modelos cinemáticos são baseados em equações diferenciais de primeira ordem não lineares. Tais modelos, são linearizados no tempo quando utilizados em aplicações robótica.

O modelo não tem em conta a inércia do robô, deformações em sua estrutura, forças oriundas do deslocamento (atrito, escorregamento, etc.) e demais fatores internos e externos que possam afetar a locomoção.

O robô AgrobV16, figura 4.6, possui 4 rodas com tração, mas a cinemática no centro de massa é equivalente á cinemática de tração diferencial. Um robô diferencial possui 2 rodas com tração independente e 1 ou mais pontos de contacto, usualmente proporcionados por rodas sem tração. Por outo lado o AgrobV16 possui 4 rodas de tração mas a tração é aos pares, resultando na equivalência de 2 rodas .

Desta forma, a única forma de atuação em um robô diferencial, é pela imposição de velocidades independentes em cada roda. O robô diferencial possui estabilidade estática mas não é um robô omnidirecional, dado que é incapaz de se deslocar sobre o seu eixo transversal. Como ilustrado na figura 4.7, o centro de rotação do robô está localizado na intersecção dos eixos transversal (Y_R) e longitudinal (X_R).

Figura 4.6: Robô AgrobV16.

Considerando :

- **b** a distância entre rodas.
- ϕ_r o raio da roda da direita.
- ϕ_l o raio da roda da esquerda.
- v_r a velocidade da roda da direita.
- v_l a velocidade da roda da esquerda.
- v_m a velocidade linear do robô.
- ω_m a velocidade angular do robô.
- θ o ângulo do robô, ângulo entre v_m e eixo x.

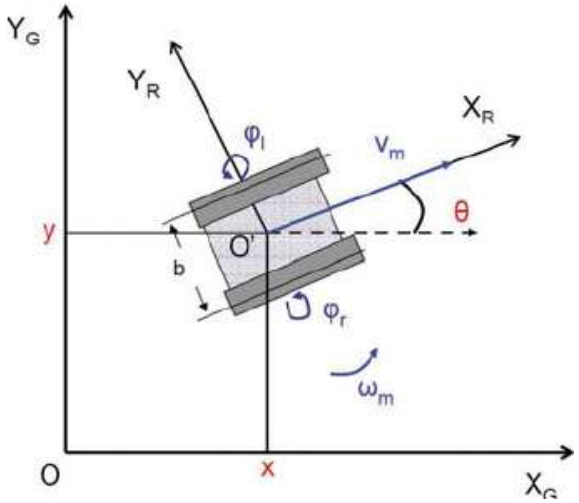


Figura 4.7: Modelo de Cinemática diferencial.

Obtemos:

$$\begin{cases} v_1(t) = v_m(t)cos(\theta(t)) \\ v_2(t) = v_m(t)sin(\theta(t)) \\ \omega(t) = \omega(t) \end{cases}$$

Originando:

$$v(t) = \frac{v_1(t) + v_2(t)}{2}$$

$$\omega(t) = \frac{v_1(t) - v_2(t)}{b}$$

Em tempo discreto :

$$d(i) = \frac{d_1(t) + d_2(t)}{2}$$

$$\Delta\theta(i) = \frac{d_1(t) - d_2(t)}{b}$$

Sendo a posição seguinte dependente da posição atual, mais o deslocamento do robô em relação á velocidade resulta:

$$\begin{cases} x(i+1) = x(i) + d(i)cos(\theta(i) + \frac{\Delta\theta(i)}{2}) \\ y(i+1) = y(i) + d(i)sin(\theta(i) + \frac{\Delta\theta(i)}{2}) \\ \theta(i+1) = \theta(i) + \Delta\theta(i) \end{cases}$$

4.4.2 Setup Agrobv16

Para a realização destes testes é necessário adaptar o robô Agrobv16, sendo adaptada uma câmara com lente olho de peixe e uma raspberry pi ao robô, como ilustra a figura 4.8. No retângulo vermelho encontra-se a raspberry pi conectada com fios de alimentação, cabo ethernet, para comunicar com o ROS do robô (computador principal), e uma conexão á câmara, representada no retângulo verde.

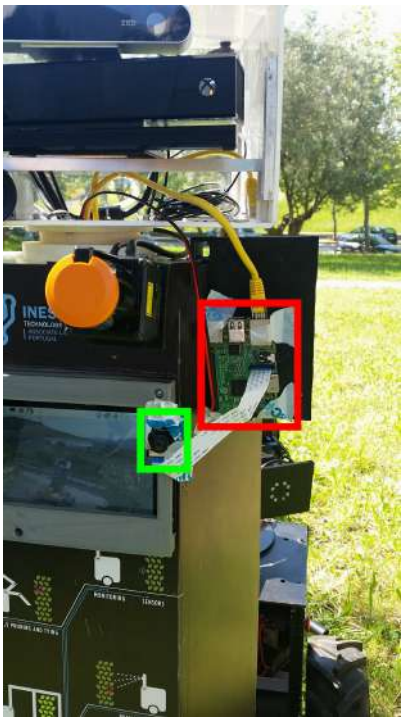


Figura 4.8: Setup no Agrobv16.

4.4.3 Percursos e ambiente de teste

Nesta subsecção são apresentados os percursos efetuados: estático, movimento em linha reta, movimento em L (semi-quadrado), percurso quadrangular e movimentos angulares de 90 graus. De salientar, que os percursos foram realizados com velocidades baixas. Assim, a câmara consegue extrair um maior número de características e consequentemente o erro da trajetória estimada será menor.

O ambiente utilizado na realização dos testes foi no jardim da FEUP, como ilustra a figura 4.9. O ambiente mais conveniente seria numa vinha mas este não foi o possível, tendo-se optado pelo jardim da FEUP, ambiente mais propício para a realização dos testes.

Os teste foram todos realizados com o detetor de características SURF, descritor ORB e utilizado o método FLANN para correspondência de características. A escolha deste métodos é justificada na secção 4.3.

Figura 4.9: Ambiente de testes na FEUP.

4.4.4 Estático

Com este teste é possível comprovar que o robô se encontra sempre na mesma posição, não existindo alterações no movimento, coordenadas x y e z, nem nas rotações, ângulos α, β e γ.

A partir da figura 4.10 é possível analisar o posicionamento do robô, em que as coordenadas se mantêm constantes, por ser um teste estático. Numa análise mais detalhada, verifica-se a existência de uma ligeira variação das coordenadas, que é considerada nula, figura 4.11.

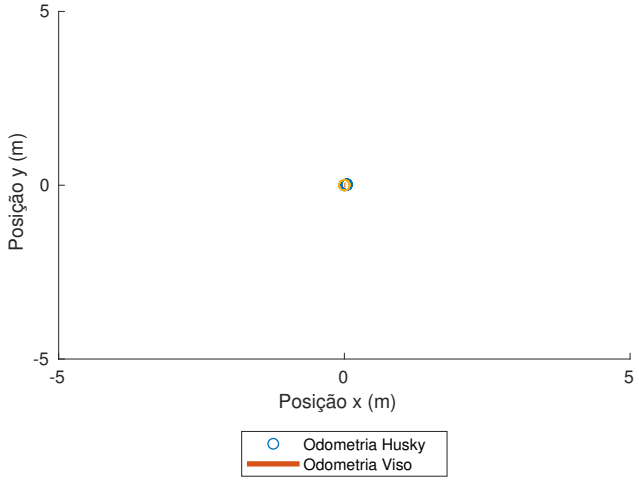
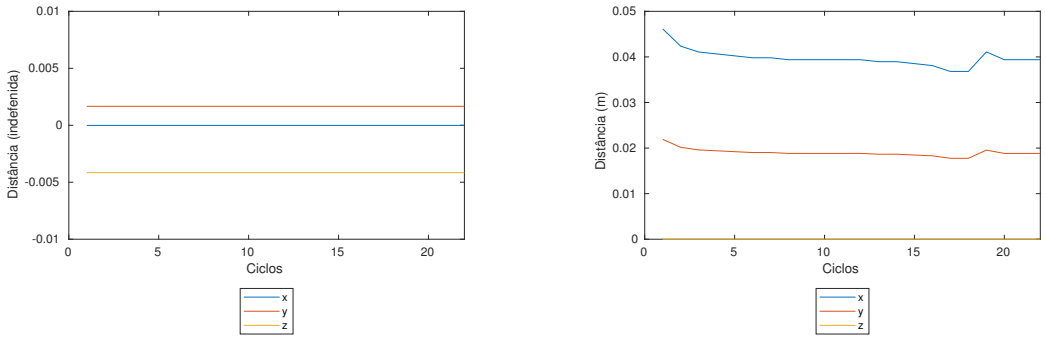


Figura 4.10: Trajetória do robô no teste estático.

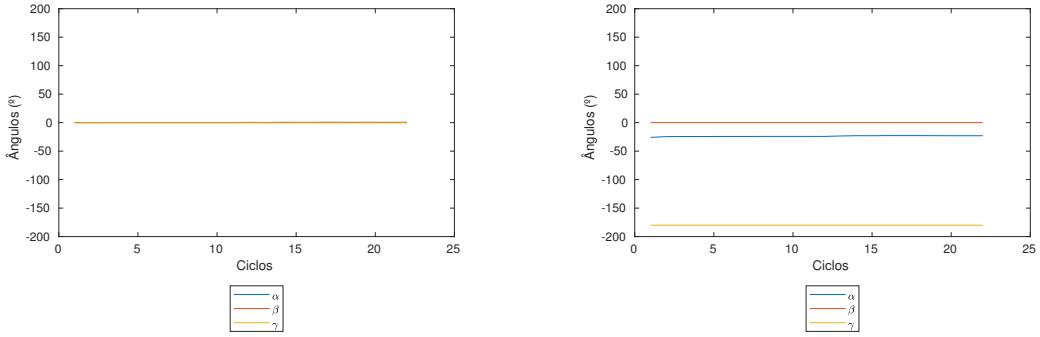
Em relação aos ângulos, estes também mantêm sempre o mesmo valor, figura 4.12. De salientar, que na odometria das rodas, pelo tópico Husky o robô têm ângulos iniciais de β igual a 0 graus, γ igual a -180 graus e α igual a 0 graus. Em relação aos ângulos da Odometria Visual



(a) (b)

Figura 4.11: Coordenadas x, y e z do robô no teste estático. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

é de notar que o valor de α inicial é -23 graus, uma vez que não foi definida a posição inicial no início do teste, mas que não tem influência no resultado deste teste.



(a) (b)

Figura 4.12: Angulos α, β e γ do robô no teste estático. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

4.4.5 Movimento em linha reta reta

Com um movimento em linha reta é de esperar que a trajetória, apenas, varie uma coordenada da sua posição e mantenha sempre as mesmas coordenadas angulares.

4.4.5.1 Frente

Neste teste o robô desloca-se cerca de 3 metros em frente, movimento na coordenada x. Através da figura 4.13, é possível analisar a trajetória obtida, em que a Odometria das rodas do robô indica que o robô se deslocou cerca de 3 metros na coordenada x e a Odometria Visual mostra que o movimento foi até 32 numa escala indefinida.

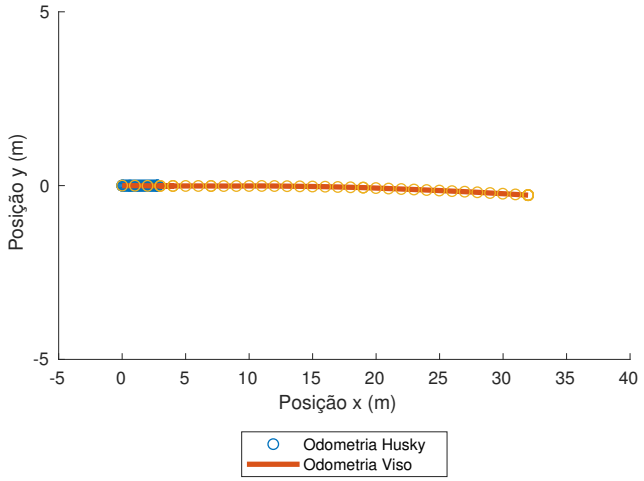
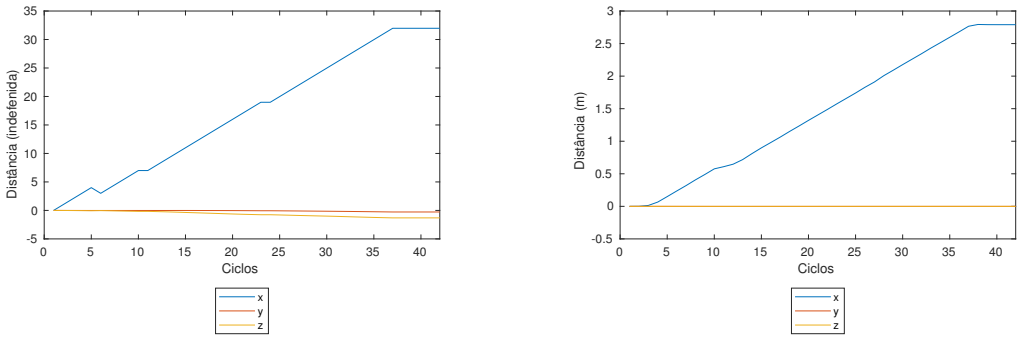


Figura 4.13: Trajetória do robô no movimento frente.

Analisando um movimento com maior precisão, ilustrado na figura 4.14 é possível comparar o trajeto na evolução das coordenadas. Assim, verifica-se que a figura 4.14a é visualmente idêntica á figura 4.14a, em que aumenta sempre de forma semelhante. De salientar, apenas, uma variação pouco acentuada na coordenada x.

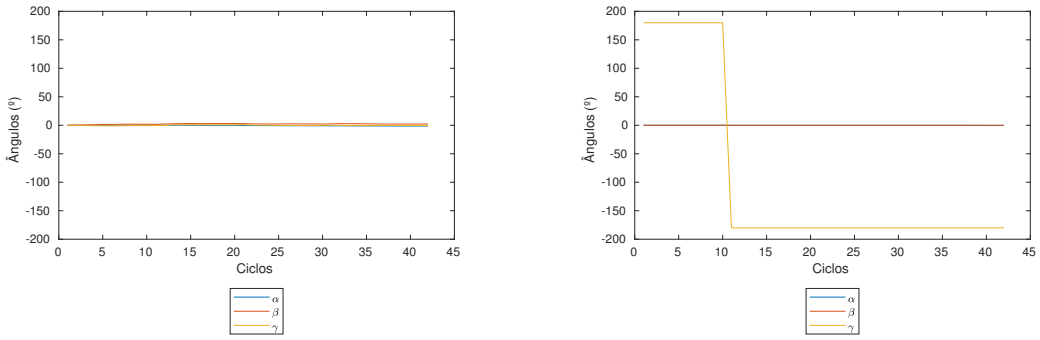


(a) (b)

Figura 4.14: Coordenadas x, y e z do robô no movimento frente. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

Quanto aos ângulos, estes mantêm-se nulos com esperado, figura 4.15. De notar que na figura 4.15b a variação do ângulo γ se deve ao seu valor ser de 180 graus e o valor dos ângulos variar entre -180 graus e 180 graus, variando assim para -180 gruas.

Para melhor interpretar os resultados obtidos foram realizados dois testes, para perceber a diferença nas escalas e a indefinição da escala da Odometria Visual. Esses mesmo testes serão realizados com igual distância percorridas, 10 centímetros, mas velocidades diferentes.



(a) (b)

Figura 4.15: Ângulos α, β e γ do robô no movimento frente. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

4.4.5.2 Movimento 10 centímetros

Para a realização deste teste é necessário um setup diferente do anterior. Assim, a câmara com lente olho de peixe é incorporada numa tábua de madeira, para realizar o movimento mais suave e sempre á mesma altura. Esta câmara é conectada a uma raspberry pi e, para que se possa analisar as imagens capturadas. Na frente da câmara encontra-se uma folha branca com um quadrado preto para os detetores de características serem implementados. A figura 4.16 representa o setup implementado.

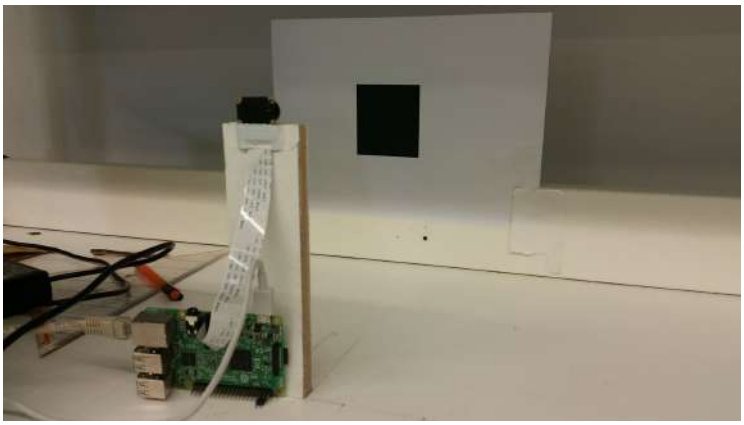
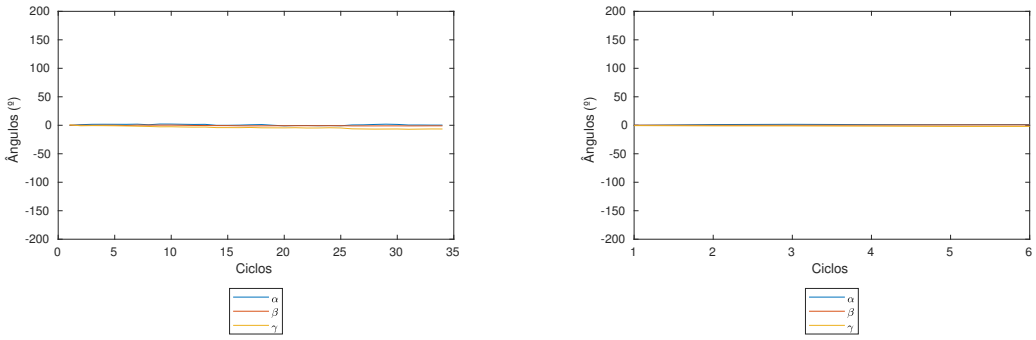


Figura 4.16: Setup no movimento de 10 centímetros.

Primeiramente, análise as diferenças entre os ângulos obtidos. E tal, como ilustrado na figura 4.17 não existe variação de ângulos no movimento.

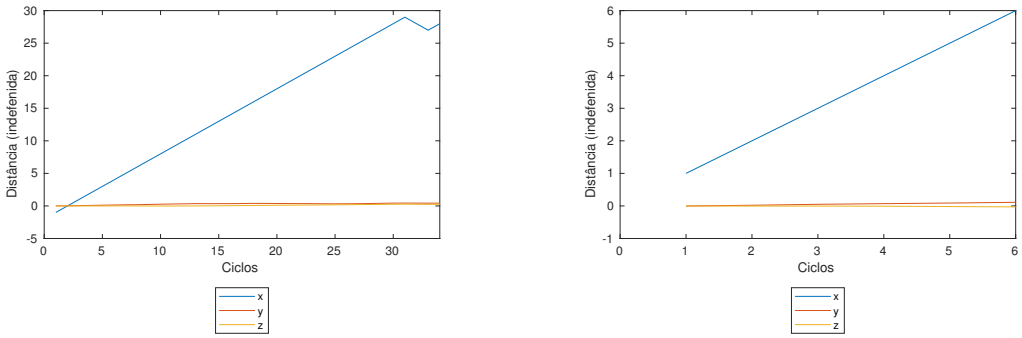
De seguida, são analisadas as coordenadas obtidas, sendo de esperar á medida que existe movimento em frente, a coordenada x aumente constantemente. Como ilustrado na figura 4.18 a coordenada x aumenta constantemente mas com diferentes escalas. Tal, deve-se á velocidade em que o movimento é realizado. Na figura 4.18a o movimento é lento causando um maior número de



(a) (b)

Figura 4.17: Ângulos α, β e γ do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido.

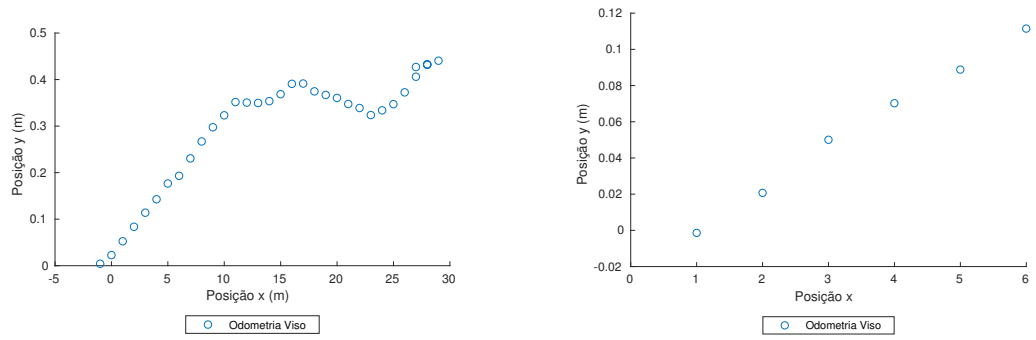
análises de imagens e uma distância final maior visto que não se apresenta em metros. Por outro lado, na figura 4.18b, o movimento é mais rápido e, consequentemente o número de imagens é menor e a distância final também.



(a) (b)

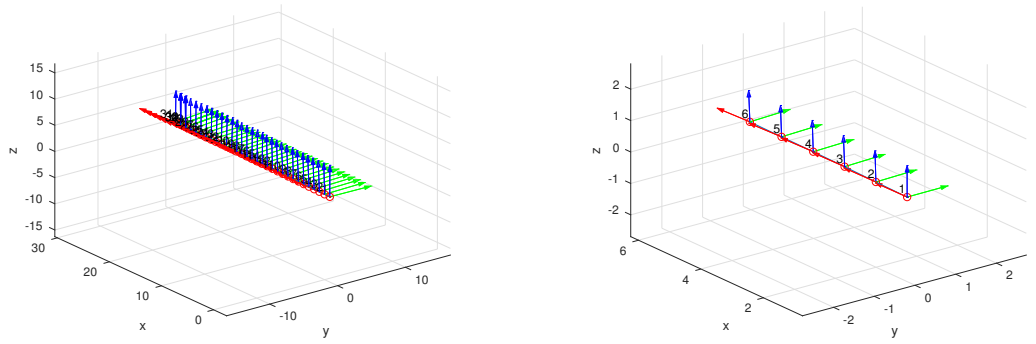
Figura 4.18: Coordenadas x, y e z do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido.

Numa análise de posição (x e y), a figura 4.19 ilustra o deslocamento efetuado e as diferenças entre as velocidades do movimento. Numa representação 3D (x,y,z), figura 4.20, é notória a falta de um fator escala entre ciclos para obter um valor real, em metros, do movimento. O mesmo pode ser justificado pelo facto de num movimento mais rápido a diferença entre imagens capturadas é superior ao movimento mais lento.



(a) (b)

Figura 4.19: Trajetória do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido.



(a) (b)

Figura 4.20: Trajetória 3D do robô no movimento de 10 cm frente. a) Odometria Visual movimento lento b) Odometria Visual movimento rápido.

Desta forma, nos próximos testes a escala obtida na Odometria Visual não têm unidade devido ao movimento ter velocidades sempre diferentes, tanto no mesmo movimento como em movimentos diferentes.

4.4.5.3 Frente e Tràs

Neste teste o robô desloca-se cerca de 3 metros em frente e 2 metros para tràs, movimento na coordenada de x. A trajetória resultante é representada na figura 4.21, em que na Odometria das rodas do robô a coordenada x evolui até aos 3 metros e de seguida diminui até ao 1 metro. Por outro lado, na Odometria Visual esta evolui até um ponto 20 (escala indefinida) e de seguida diminui até o ponto 5 (escala indefinida), como ilustrado na figura 4.22.

De realçar que o valor máximo da coordena x obtida foi 20 e a distância percorrida foram 3 metros tal e qual o teste anterior,subcapítulo 4.4.5.1 . Esta diferença deve-se a diferença de velocidades nos testes.

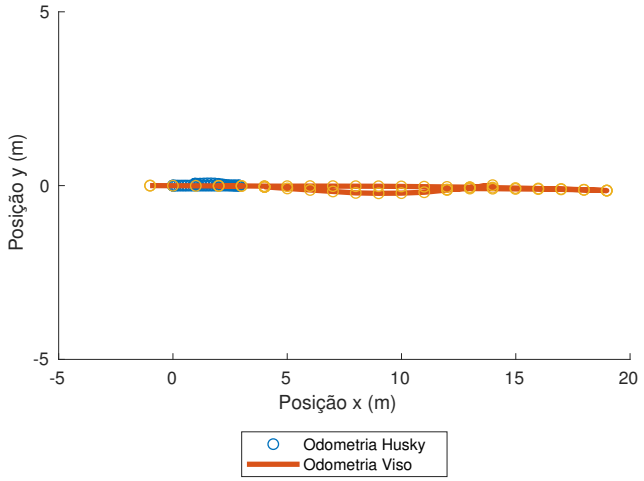
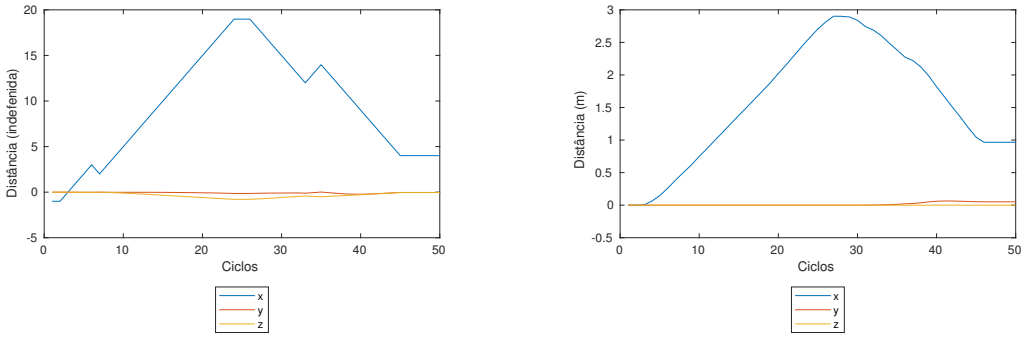


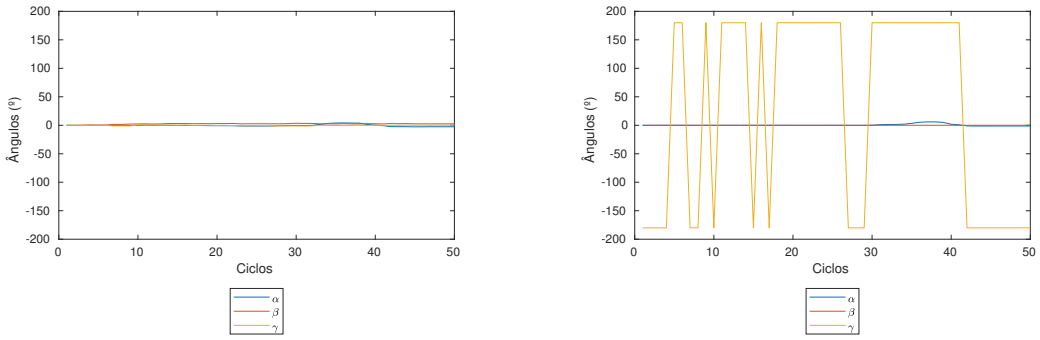
Figura 4.21: Trajetória do robô no movimento frente e tràs.



(a) (b)

Figura 4.22: Coordenadas x, y e z do robô no movimento frente e tràs. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

Em relação aos ângulos, estes mantêm-se constantes e nulos, como ilustrado na figura 4.23. As variações do ângulo γ já foram justificadas anteriormente.



(a) (b)

Figura 4.23: Angulos α, β e γ do robô no movimento frente e tràs. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

4.4.6 Movimento angular

Neste teste o robô é sujeito a uma velocidade angular para rodar sobre si próprio num ângulo apenas. Desta forma, pretende-se que o robô mantenha a sua posição e aumente o valor de um ângulo. O teste realizado foi a rotação de 90 graus .

4.4.6.1 90 graus

Neste teste o robô realiza uma rotação sobre si próprio de 90 graus. Na figura 4.24 está representada a trajetória resultante do movimento.

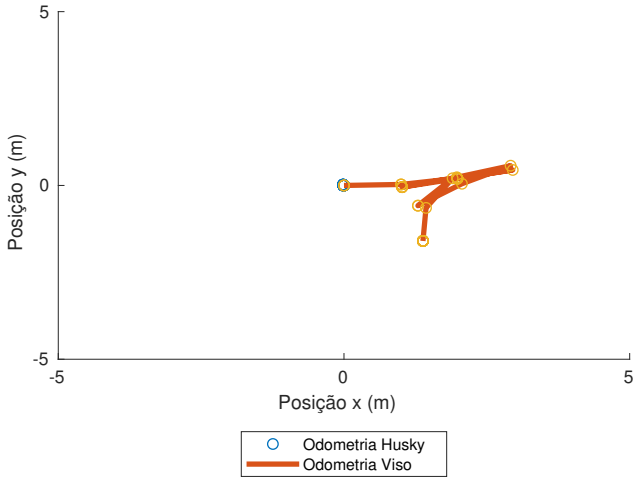
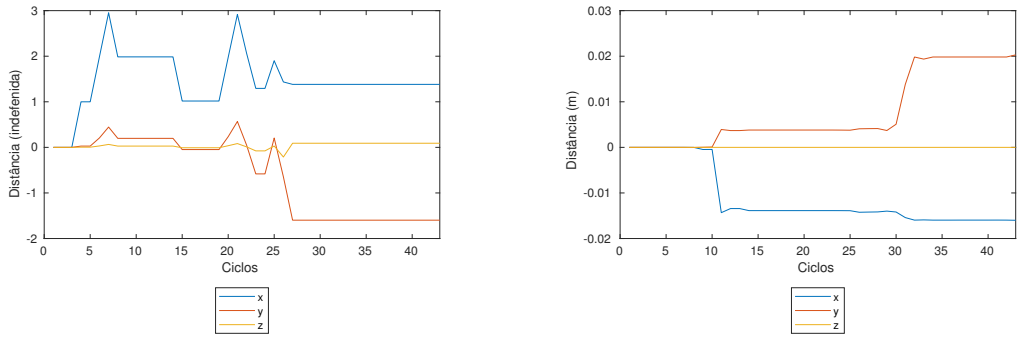


Figura 4.24: Trajetória do robô no movimento angular de 90 gruas.

Em análise mais detalhada, figura 4.25, a Odometria das rodas do robô apresenta uma variação pequena da posição, praticamente nula, e a Odometria Visual mostra maior erro, causando grandes variações na posição.



(a) (b)

Figura 4.25: Coordenadas x, y e z do robô no movimento angular de 90 gruas. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

Estes erros são originados por pequenos movimentos da câmara e/ou robô,que influenciam a imagem e causam um erro na translação, como é ilustrado na figura 4.26. Esta, é composta pela imagem anterior *frame k-1* á esquerda e pela imagem atual *frame k* á direita. Cada imagem tem representa a coordenada do ponto característico que é correspondente nas imagens. De notar que as imagens estão concatenadas e por isso, os valores dos pixeis da segunda imagem estão afetados pela largura da primeira imagem. Visto ter sido realizado um movimento angular um píxel na imagem devia apenas se alterar na coordenada **X** e manter sempre o mesmo valor da coordenada **Y**, como ilustrado na figura 4.27.

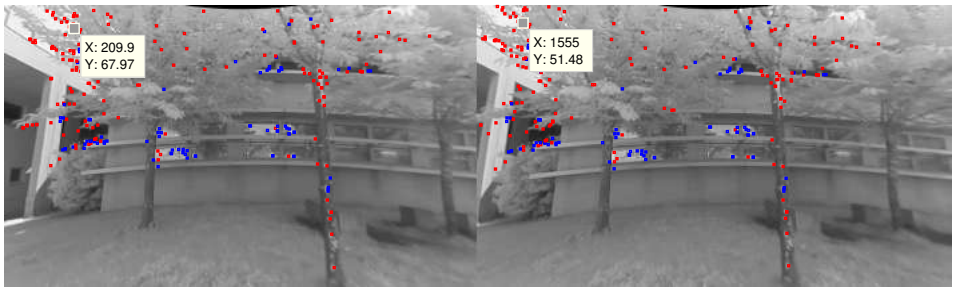


Figura 4.26: Distribuição dos pontos característicos da imagem anterior *k-1* e a atual *k*.

Em relação aos ângulos, representados na figura 4.28, não são afetados pelos pormenores identificados em cima. De salientar, que o movimento realizado foi uma rotação de aproximadamente

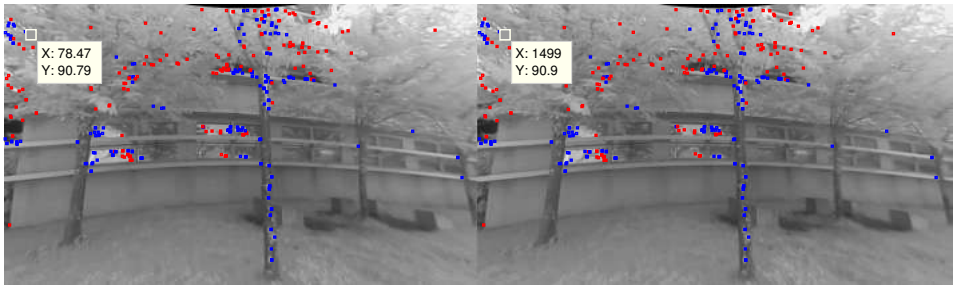
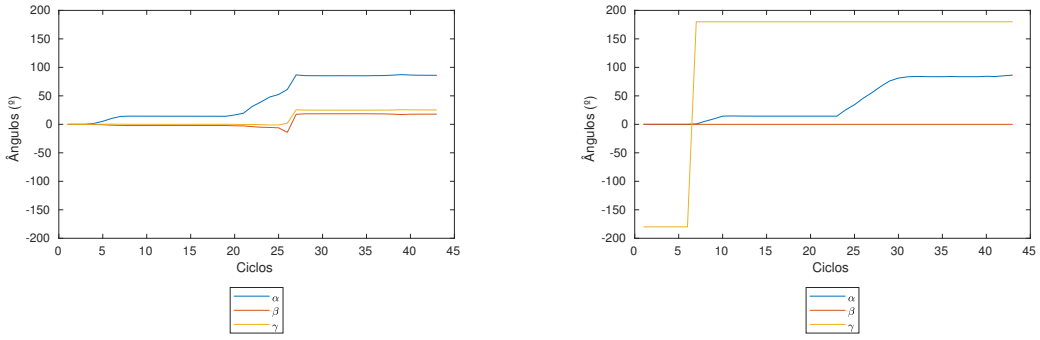


Figura 4.27: Distribuição dos pontos característicos da imagem anterior *k-1* e a atual *k*.

15 graus, paragem na rotação (devido a problemas de comunicação entre o robô e o comando) e rotação até cerca de 90 graus.



(a) (b)

Figura 4.28: Ângulos α, β e γ do robô no movimento angular de 90 gruas. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

O ângulo na Odometria das rodas do robô é representado na figura 4.28b e tem o comportamento desejado. Em relação á figura 4.28a, Odometria Visual, evolui inicialmente como desejado mas perto do ciclo 25 é detetada uma variação errada, que causa erros na solução final. Este erro é causado pela errada correspondência de pontos característicos, como ilustrada a figura 4.29.

A figura 4.30 representa a diferença entre os ângulos α, θ e γ da Odometria das rodas do robô e da Odometria Visual. Inicialmente, existe um pequeno erro em β e α. Em β devido a mal correspondência, mas erro próximo de zero, enquanto em α desce ao tempo de processamento que inicialmente causa essa diferença, mas depois ajusta. Na zona do ciclo 25, mais precisamente no ciclo 27, a variação do erro é brusca em todos os ângulos, isto devido á situação explícita anteriormente. De salientar, que o erro causado no ângulo α não foi significativo e desta forma o erro consegue convergir para zero.

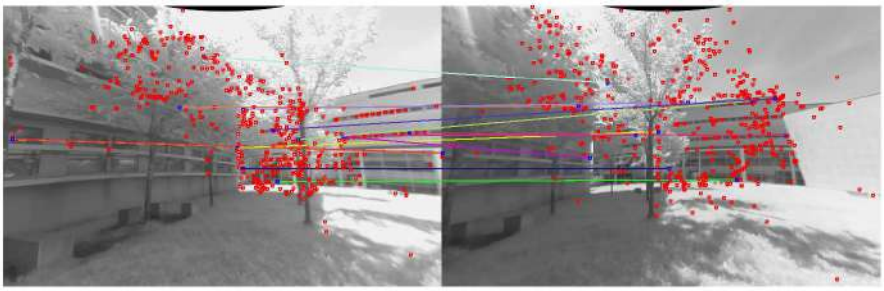


Figura 4.29: Errada correspondência dos pontos caracteristicos da imagem anterior *k-1* e a atual *k*.

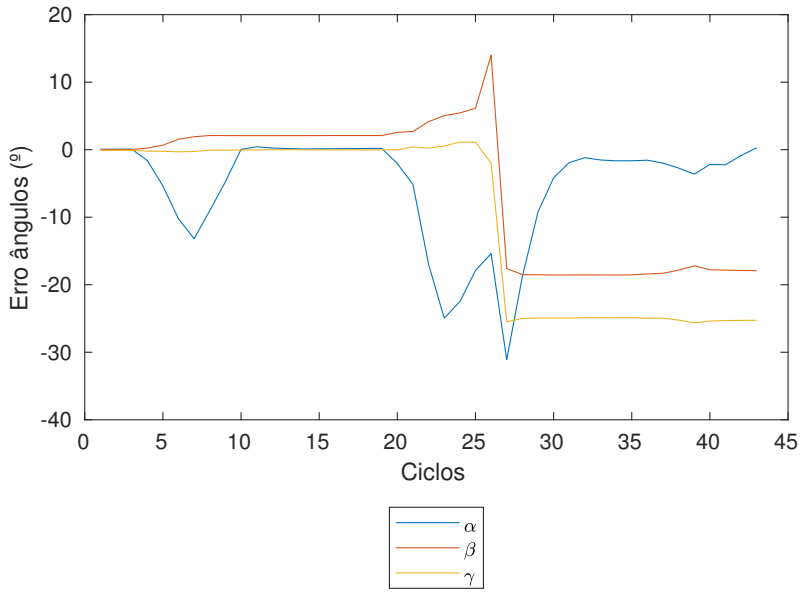


Figura 4.30: Erro entre os ângulos da Odometria das rodas do robô e a Odometria Visual no movimento angular de 90 gruas.

4.4.7 Movimento em L (semi-quadrado)

O movimento em semi-quadrado é composto pelo movimento em frente, neste teste 3 metros, rotação de 90 graus sobre si próprio e outro movimento em frente, 1 metro.

A figura 4.31 ilustra o movimento deste teste. A azul é representado o movimento do robô com base na Odometria das rodas e a amarelo é a Odometria Visual, sendo esta última constituída por um erro na rotação, devido a fatores explícitos no subcapítulo 4.4.6.1. Devido á Odometria das rodas ter uma orientação dos eixos diferente da Odometria Visual faz com que a rotação seja no sentido inverso e dessa forma o movimento em semi-quadrado tenha representações diferentes.

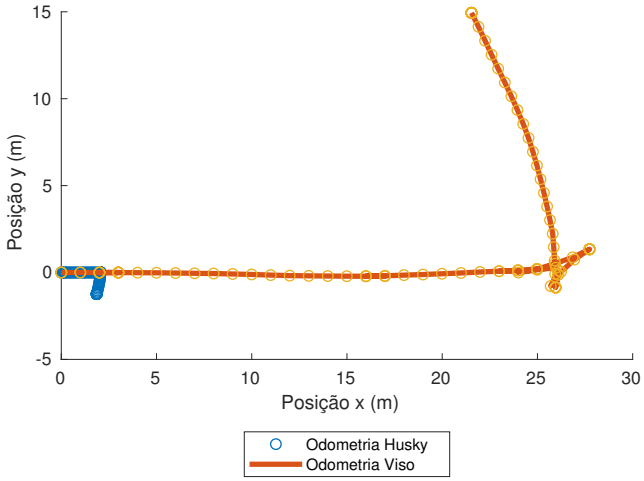
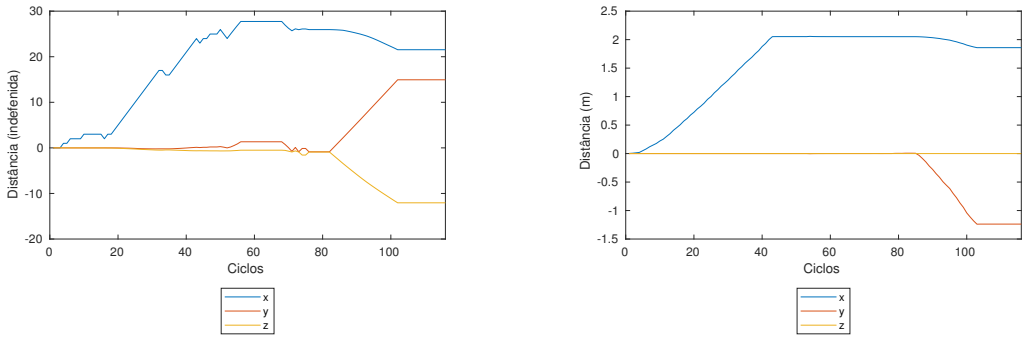


Figura 4.31: Trajetória do robô no movimento semi-quadrangular.

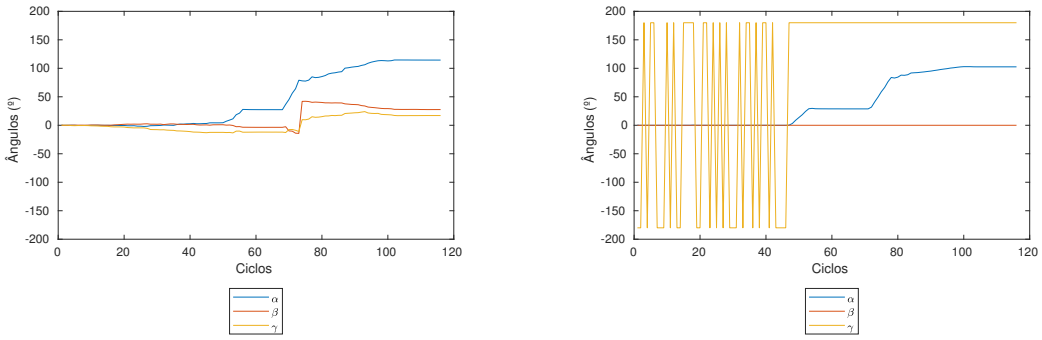
Analisando ao pormenor o deslocamento nas diferentes direções, como ilustrado na figura 4.32, conclui-se que os movimentos em x e y são semelhantes, sendo y o inverso na Odometria Visual da Odometria das rodas devido às diferenças entre os eixos base. Em relação ao movimento em z, este apresenta um pequeno erro no final causado pelos ângulos de rotação.



(a) (b)

Figura 4.32: Coordenadas x, y e z do robô no movimento semi-quadrangular. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

Como ilustrado na figura 4.33, o erro na variação dos ângulos, perto do ciclo 80, afeta a trajetória final. Este erro é derivado de uma má correspondência de pontos característicos, pelo facto de ter rotação da câmara ter sido muito brusca, causando uma grande distância angular entre imagens consecutivas.



(a) (b)

Figura 4.33: Angulos α, β e γ do robô no movimento semi-quadrangular. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

A figura 4.34 representa a imagem anterior e a corrente no instante de ciclo 73, precisamente onde acontece o erro nos ângulos. Nesta imagem é possível observar uma diferença grande de rotação, originando poucas correspondências de pontos característicos e pelo menos uma correspondência errada, segmento de reta a preto.

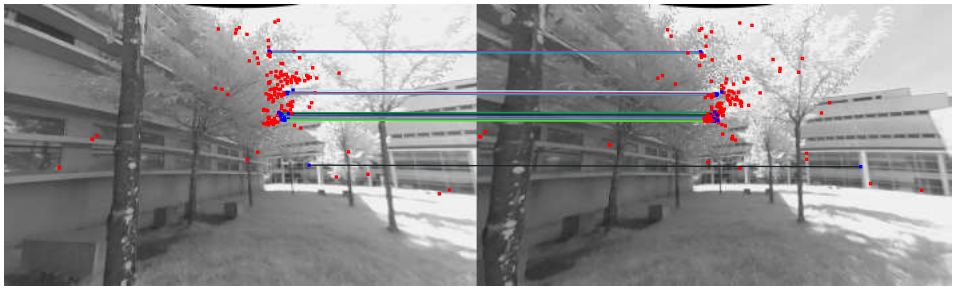


Figura 4.34: Correspondência de pontos característicos com maior rotação do robô.

A figura 4.35 representa a trajetória 3D do robô. Esta tem representado os eixos de orientação e o número correspondente a cada ciclo. O inicio é na posição (0,0,0) e o movimento inicial é sobre o eixo x, eixo vermelho. Ao chegar perto do ponto de rotação os eixos efetuam a devida rotação e de seguida prossegue o movimento em frente terminando a trajetória no ponto (21,-12,14).

Nesta figura é possível a análise do erro causado pelo ângulo z. Devido a este ter obtido um valor diferente de nulo causa um movimento também no eixo do z.

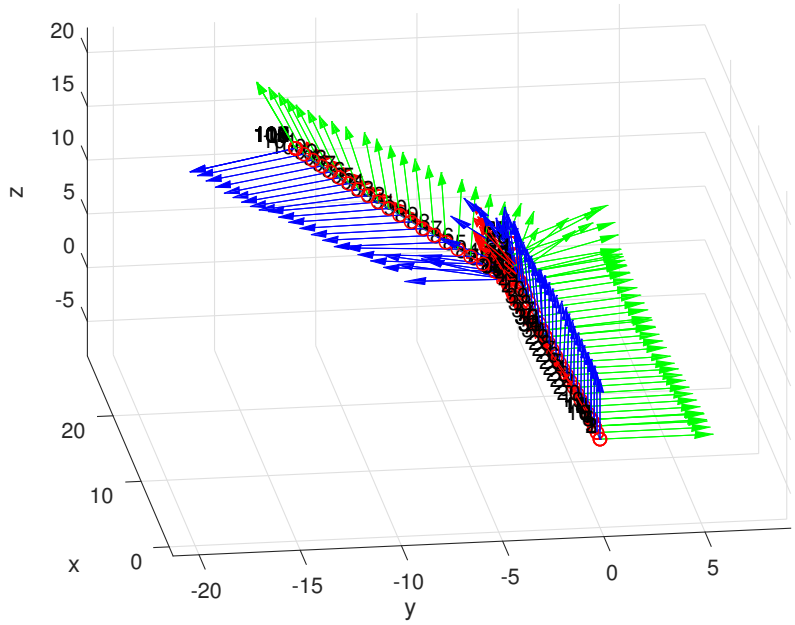


Figura 4.35: Trajetória 3D do robô no movimento semi-quadrangular.

4.4.8 Movimento quadrangular

Por último resta elaborar o teste do movimento quadrangular. Neste teste, pretende-se que o robô realize um quadrado de 1 metro de largura e no final a sua posição seja igual á posição inicial.

Como ilustrado na figura 4.36, a azul está representado a trajetória do robô obtida pela Odometria das rodas do robô, enquanto a amarelo é representada a Odometria Visual.

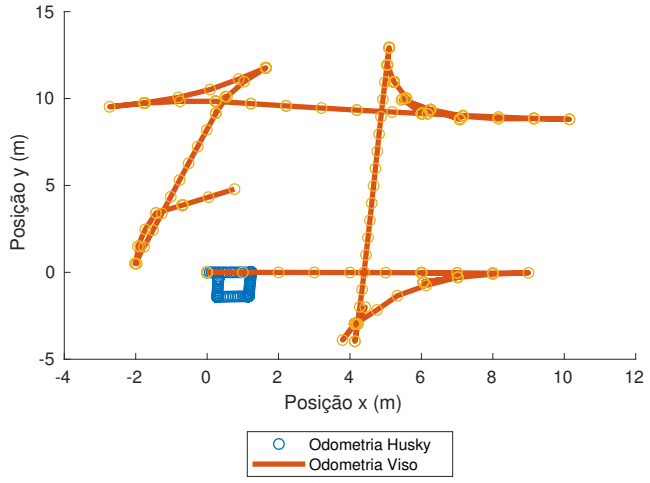
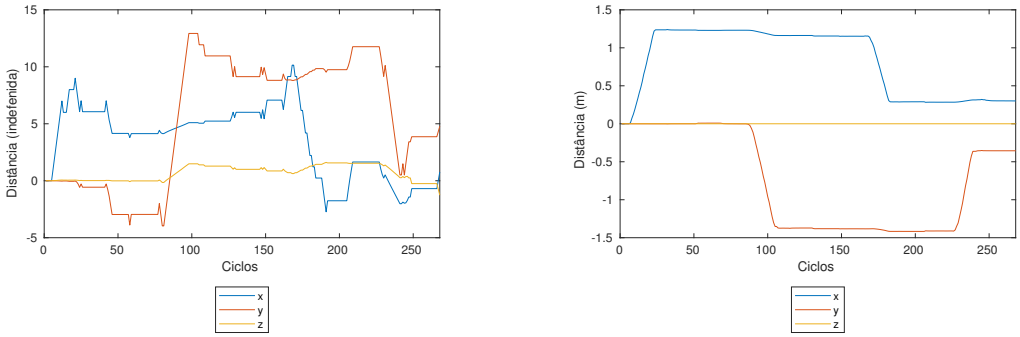


Figura 4.36: Trajetória do robô no movimento em quadrangular.

A Odometria Visual não realiza um quadrado perfeito mas, removendo as zonas de rotação é de salientar os quatro movimentos realizados:

- movimento em frente, aumento da coordenada x inicialmente.
- movimento em frente com rotação de 90 graus, aumento da coordenada y.
- movimento em frente com rotação de 180 graus, diminui a coordenada x.
- movimento em frente com rotação de 270 graus, diminui a coordenada y.

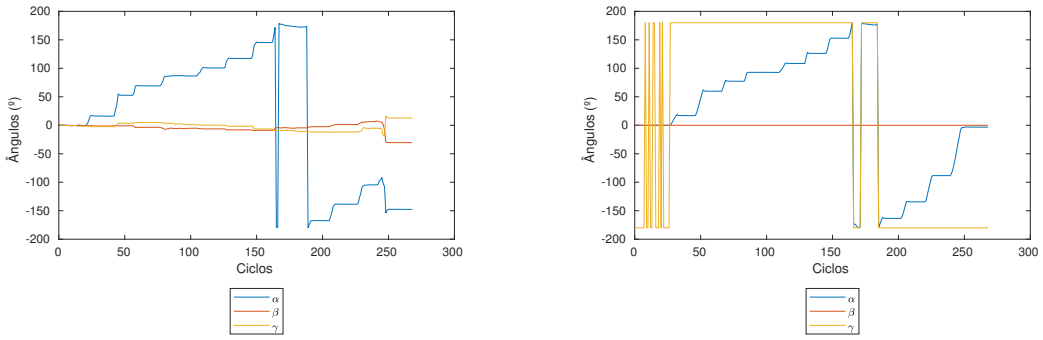
Estes movimentos são ilustrados na figura 4.37a mas com alguns erros nas zonas de rotação. Comparando as figuras ilustradas na figura 4.37, as diferenças são que o movimento y toma valores negativos na Odometria das rodas do robô e na Odometria Visual valores positivos. Tal, deve-se á definição dos referências iniciais, estando o eixo y oposto. Outra diferença é a quantidade de erro existente na Odometria Visual nas rotações.



(a) (b)

Figura 4.37: Coordenadas x, y e z do robô no movimento em Frente e Tràs. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

Em termos de ângulos, a figura 4.38 representa a evolução dos ângulos das diferentes Odometrias. O erro entre os ângulos é representado na figura 4.39. De analisar que o erro varia pouco, havendo apenas picos de variação quando os ângulos atingem valores de 180 graus e -180 graus. No final da trajetória é encontrado um obstáculo móvel, que resulta no erro da variação do ângulo errado.



(a) (b)

Figura 4.38: Angulos α, β e γ do robô no movimento quadrangular. a) Odometria Visual e b) Odometria das rodas do robô.

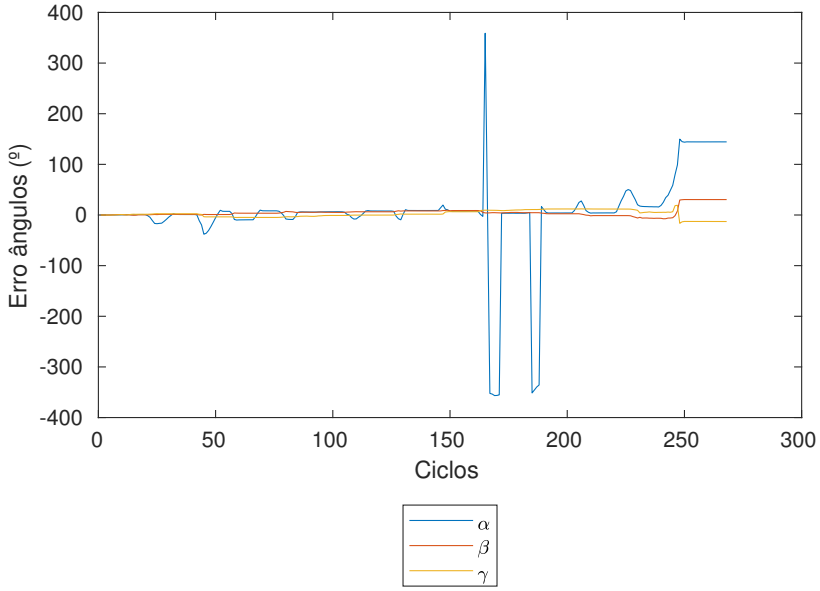


Figura 4.39: Erro dos ângulos α, β e γ entre a Odometria Visual e a Odometria das rodas do robô.

4.5 Análise Geral de Resultados

Nesta secção será apresentado um resumo dos resultados obtidos.

A calibração da câmara é essencial para remoção da distorção da imagem. Esta distorção afeta a imagem e causa erros nas correspondências devido á falta de nitidez nas bermas da imagem, zona de maior distorção. Desta forma, e com um script desenvolvido em Matlab é obtida a matriz intrínseca e de parâmetros de distorção, utilizadas para remover a zona de maior distorção da imagem e efeitos de olho de peixe. A imagem final obtida para análise é uma imagem com ângulo

de abertura entre a imagem sem lente e a imagem com lente olho de peixe *full-frame*.

Em termos dos detetores de características, nesta dissertação foram utilizados 4 dos quais 2, SIFT e HARRIS não são ideais para o meio envolvido e os outros 2, FAST e SURF são mais indicados devido á sua boa distribuição dos pontos característicos pela zonas de vinha, quantidade e correspondência.

Em relação às combinações dos detetores, descritores e matchers foram comparados vários parâmetros tais como tempo de ciclo, imagens processadas, imagens perdidas entre ciclos e número de características de 24 combinações possíveis. Assim, as combinações SURF/ORB/FLANN e FAST/ORB/FLANN são as que obtêm melhores resultados sendo a primeira combinação a utilizadas nos testes realizados.

Relativamente aos testes realizados, estes comparam a Odometria Visual com a Odometria de rodas do robô, obtida através de um tópico já desenvolvido no ROS do Agrobv16 com base na cinemática diferencial. Os percursos realizados foram efetuados, em que o percurso seguinte é baseado no percurso anterior com a adição de uma nova característica a testar. Desta forma, os percursos realizados foram : estático, movimento em linha reta, movimento angular, movimento em semi-quadrangular e movimento quadrangular.

O teste estático é realizado para comprovar que a posição e os ângulos do robô se mantêm sempre estáticos. O movimento em linha reta prevê mostrar que num movimento em frente, apenas se modifica uma coordenada da posição do robô, mantendo-se os ângulos. De forma a validar o movimento oposto é realizado um teste de frente e tràs, demonstrando que a coordenada do robô aumenta e diminui. E, ainda, que quando existe essa variação os ângulos se mantêm constantes. No que diz respeito, ao movimento angular, este tem como objetivo mostra que numa rotação do robô sobre si próprio apenas varia o valor de um ângulo e robô mantêm a sua posição estável, sem movimentos. Numa junção de testes anteriores é realizado o percurso semi-quadrangular de forma, a variar 2 coordenadas de posição e o valor de um ângulo. Por fim, é testado o movimento quadrangular com objetivo de o robô partir de um ponto inicial e terminar a trajetória nesse mesmo ponto, realizando 4 movimentos lineares e 4 rotações.

Ao longo da realização dos testes foram detetados alguns erros que podem ser justificados por várias situações.No teste do movimento linear não foi possível realizar uma comparação direta entre Odometria Visual e de rodas do robô, uma vez que não foi possível produzir resultados em metros tal como é ilustrativo em Odometria Visual.

Quanto ao movimento angular verificou-se alguns erros uma vez que o robô realizada um movimento brusco que afeta a cabeça do robô (topo de robô). Além disso, o movimento brusco provoca rotações muito rápidas rotações grandes entre imagens consecutivas provocando combinações erradas de pontos característicos entre imagens.

Na conjugação destes movimentos são obtidos erros dependentes dos anteriores, tais como, no movimento em semi-quadrangular a rotação tem deslocamento que deveria de ser nulo, o que não foi possível verificar. O mesmo acontece no movimento quadrangular.

Em suma, é possível analisar o movimento pretendido graficamente e rotações corretas quando o movimento é constante. Quando este se torna rápido os resultados alteram-se originando erros.

Capítulo 5

Conclusões e Trabalho Futuro

Neste capítulo serão apresentadas as conclusões finais sobre os resultados da dissertação e melhoria do sistema desenvolvido.

5.1 Conclusões

Em forma de conclusão a presente dissertação demonstrou a importância da Odometria Visual para as encostas da vinha. De salientar, logo em primeira vista que, a Odometria Visual no teste estático apresenta vantagens que se tornam significativa para a localização. Exemplo disso é que quando o robô patina, a Odometria das rodas obtém valores errados, o que não se verifica na Odometria Visual. Alem disso, quando o movimento não é estático os resultado são idênticos, ou seja, o deslocamento é igual . Contudo, são visíveis erros pelo facto da não existência de uma escala, que varia consoante a velocidade de deslocamento para possíveis comparações. Em relação às rotações estas têm resultados positivos obtendo erros mínimos comparados com a Odometria das rodas do robô. Salientar, apenas que o posicionamento do robô é afetado devido a movimentos da cabeça do robô que originam erros nas imagens. Existe ainda, outros tipos de erros que advém do contexto em que é realizado. Mas, em geral a Odometria Visual tem vantagens nas encostas devido aos erros obtidos na Odometria das rodas não afetarem a Odometria Visual.

5.2 Trabalho Futuro

De forma a colmatar erros existentes e visando a melhoria do projeto desenvolvido torna-se essencial definir o fator de escala para diferentes velocidades de forma a obter resultados de deslocamento em metros. Outro ponto a melhorar será a escolha dos pontos característicos de forma a obter pontos mais concentrados no meio envolvido, nas vinhas para melhor precisão dos cálculos de deslocamento. Por último seria útil o uso da Odometria Visual com a Odometria das rodas de forma a obter uma conjugação eficaz, de maneira a se obter o melhor resultado de ambas.

Bibliografia

[1] J. Mendes, F. N. dos Santos, N. Ferraz, P. Couto, and R. Morais, "Vine trunk detector for a reliable robot localization system," in *2016 International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC)*, IEEE, may 2016.

[2] "Agrob v16 – robotics for agriculture and forestry – that works in steep slope viticulture." http://agrob.inesctec.pt/. [Online; accessed 05-February-2018].

[3] M. O. A. Aqel, M. H. Marhaban, M. I. Saripan, and N. B. Ismail, "Review of visual odometry: types, approaches, challenges, and applications," *SpringerPlus*, vol. 5, oct 2016.

[4] S. K. Ericson and B. S. Åstrand, "Analysis of two visual odometry systems for use in an agricultural field environment," *Biosystems Engineering*, vol. 166, pp. 116–125, feb 2018.

[5] D. Nister, O. Naroditsky, and J. Bergen, "Visual odometry," in *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004.*, IEEE.

[6] Y. Cheng, M. Maimone, and L. Matthies, "Visual odometry on the mars exploration rovers," in *2005 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, IEEE.

[7] E. Ericson and B. Astrand, "Visual odometry system for agricultural field robots," in *Anonymous Proceedings of the World Congress on engineering and computer science*, 2008.

[8] D. Scaramuzza and F. Fraundorfer., *Visual odometry part I: The first 30 years and fundamentals. IEEE Robotics & Automation Magazine, pages 80–92.* 2011.

[9] K. Yousif, A. Bab-Hadiashar, and R. Hoseinnezhad, "An overview to visual odometry and visual SLAM: Applications to mobile robotics," *Intelligent Industrial Systems*, vol. 1, pp. 289–311, nov 2015.

[10] P. Hansen, P. Corke, and W. Boles, "Wide-angle visual feature matching for outdoor localization," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 29, pp. 267–297, dec 2009.

[11] P. Srestasathiern and N. Soontranon, "A novel camera calibration method for fish-eye lenses using line features," *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XL-3, pp. 327–332, aug 2014.

[12] J. Kannala and S. Brandt, "A generic camera calibration method for fish-eye lenses," in *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.*, IEEE, 2004.

[13] X. Ying, Z. Hu, and H. Zha, "Fisheye lenses calibration using straight-line spherical perspective projection constraint," in *Computer Vision – ACCV 2006*, pp. 61–70, Springer Berlin Heidelberg, 2006.

[14] F. Fraundorfer and D. Scaramuzza, "Visual odometry : Part II: Matching, robustness, optimization, and applications," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 19, pp. 78–90, jun 2012.

[15] H.Berg and R.Haddad., " Visual odometry for road vehicles using a monocular camera". *Master thesis, Department of Signals and Systems, Chalmers University of Technology, Gothenburg, Sweden, 2016. [Online].*

[16] "Camera calibration toolbox for matlab", http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/index.html. [Online; Accessed: 25- Jun- 2018].