



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
TRABALHO DE CONCLUSÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE
E AUTOMAÇÃO

Metodologia para Identificação da Posição de Peças Utilizando Visão Computacional

Autor: Marcelo Scomazzon

Orientador: Heraldo Amorim

Porto Alegre, dezembro de 14

Sumário

Agradecimentos	iii
Resumo	iv
Abstract	v
Lista de Figuras	vi
Lista de Tabelas	vii
Lista de Símbolos	viii
1 Introdução	9
2 Revisão Bibliográfica	11
2.1 Modelagem da câmera	11
2.2 Calibração de câmeras	12
2.3 Identificação de objetos em imagens	13
3 Metodologia	16
3.1 Processo de Calibração	16
3.1.1 Etapa 1 – Estimativa Inicial	17
3.1.2 Etapa 2 – Determinação dos parâmetros intrínsecos	17
3.1.3 Etapa 3 – Determinação dos parâmetros extrínsecos	18
3.1.4 Etapa 4 – Determinação da matriz de mudança de coordenadas	18
3.2 Análise do resultado de calibração	19
3.2.1 Análise do erro de estimação	20
3.2.2 Análise da Resolução	20
3.3 Identificação da Posição da Peça	22
3.3.1 Correção da Distorção Radial	22
3.3.2 Processamento da Imagem	22
3.3.3 Identificação da posição da peça	25
4 Procedimento Experimental	27
5 Resultados e Discussão	29
6 Conclusões e Trabalhos Futuros	33
7 Referências	34

Agradecimentos

Gostaria de dedicar esse trabalho a todos os que, de alguma forma, contribuíram para minha formação como engenheiro.

Aos meus pais, Denise Giacomoni e Eduardo Scomazzon pelo apoio incondicional tanto na escolha do curso quanto ao longo do período de estudos.

Aos meus avós, Ruy J. Scomazzon e Darnos Giacomoni, pelo exemplo de simplicidade e determinação.

Aos meus demais familiares, pelos churrascos de domingo e momentos de descontração, que ajudaram a esquecer da preocupação com as provas.

Ao meu orientador, Heraldo J. Amorim pelas horas dedicadas ao longo do trabalho e conselhos tanto para a vida acadêmica quanto fora dela.

E, em especial, à minha noiva, e também colega de curso, Camilla Florence, pela compreensão durante as muitas provas e trabalhos que enfrentamos juntos.

Resumo

O objetivo desse trabalho é propor uma metodologia para identificar a posição de uma peça em uma mesa plana através da imagem de uma câmera. A metodologia proposta consiste em três etapas. Primeiramente, foi realizada a calibração da câmera e da cena através da determinação dos parâmetros intrínsecos, extrínsecos e da matriz de mudança de coordenadas de um tabuleiro de calibração em relação a uma mesa de trabalho. Na segunda etapa, realizou-se a identificação da peça na imagem através da transformada de Hough e do filtro de Sobel. Posteriormente, calculou-se a posição e orientação da peça na mesa.

Para validar a metodologia proposta, realizou-se uma comparação entre os resultados obtidos com as câmeras GoPro e Basler, sendo a primeira de uso *hobby* e a segunda específica para aplicações de processamento de imagem e visão computacional. A partir dos resultados obtidos, observou-se que a câmera GoPro apresentou resultados similares em termos de desvio absoluto e repetitividade em relação à câmera Basler.

Palavras-chave: Visão computacional, Calibração de Câmeras, Processamento de Imagem

Abstract

This work aims to propose a methodology to identify a component on a flat table through an image acquired by a camera. The proposed method consists of three stages. Initially, the calibration of the camera and the scene were performed by determining the intrinsic and extrinsic parameters. In the second stage, the position of the part was determined on the image plane through the Hough transform and the Sobel filter. Finally, the position and orientation of the part was determined based on the table coordinates.

In order to validate the proposed methodology, a comparison was made between the results obtained with GoPro and Basler cameras. While the former is considered a hobby camera, the second is used on image identification applications. From the results obtained, it was found that the GoPro camera showed similar results in terms of absolute deviation and repeatability compared to Basler camera.

Keywords: Computer vision, Camera calibration, Image Processing

Lista de Figuras

Figura 1 – Representação de uma câmera Pinhole	11
Figura 2 – Diagrama de relação entre pontos do objeto e da imagem pelo modelo <i>PinHole</i>	11
Figura 3 – Etapas do procedimento de calibração proposto por ZHANG, 2000.	13
Figura 4 – Diagrama representando as quatro etapas do processo de calibração.	16
Figura 5 – Imagem do padrão de calibração com pontos identificados.	17
Figura 6 – Imagem da esquerda, Original; Imagem da direita, Após correção da distorção radial e identificação dos pontos dos vértices do tabuleiro.	18
Figura 7 – Identificação da borda da mesa.	19
Figura 8 – Gráfico do erro de estimação para cada ponto do tabuleiro	20
Figura 9 – À direita pontos mapeados na imagem e à esquerda localização desses pontos nas coordenadas do tabuleiro	21
Figura 10 – Diagrama das etapas de identificação da peça na imagem	22
Figura 11 – Imagens do processo de identificação da peça	23
Figura 12 – Imagens do processo de identificação da peça	25
Figura 13 – à direita, localização da mesa e da peça no sistema de coordenadas do tabuleiro; à esquerda, localização e inclinação da peça no sistema de coordenadas da mesa.	26

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Análise do erro de resolução	21
Tabela 2 – Característica das câmeras utilizadas em cada experimento.	27
Tabela 3 – Medidas da peça na posição um utilizando a câmera GoPro	29
Tabela 4 – Medidas da peça na posição dois utilizando a câmera GoPro	29
Tabela 5 – Medidas da peça na posição um utilizando a câmera Basler	31
Tabela 6 – Medidas da peça na posição dois utilizando a câmera Basler	31

Lista de Símbolos

- α - Foco da câmera no eixo X.
- β - Foco da câmera no eixo Y.
- f - Distância Focal.
- x' - Localização, em pixels, de um ponto da imagem no eixo X.
- y' - Localização, em pixels, de um ponto da imagem no eixo Y.
- X_w - Localização, em milímetros, de um ponto nas coordenadas do mundo no eixo X.
- Y_w - Localização, em milímetros, de um ponto nas coordenadas do mundo no eixo Y.
- Z_w - Localização, em milímetros, de um ponto nas coordenadas do mundo no eixo Z.
- \tilde{x} - Localização, em pixels, de um ponto da imagem no eixo X obtido com lentes que causam distorção radial.
- \tilde{y} - Localização, em pixels, de um ponto da imagem no eixo Y obtido com lentes que causam distorção radial.
- r - Distância perpendicular entre um ponto da imagem e o centro da mesma.
- γ - Fator de escala
- θ - Ângulo entre o eixo X do sistema de coordenadas do tabuleiro e o eixo X do sistema de coordenadas da mesa
- E - Matriz de parâmetros Extrínsecos
- K - Matriz de parâmetros Intrínsecos
- G - Gradiente da imagem em uma direção arbitrária
- G_x - Gradiente da imagem na direção do eixo X da imagem
- G_y - Gradiente da imagem na direção do eixo Y da imagem
- C_x - Centro da imagem, em pixels, no eixo X.
- C_y - Centro da imagem, em pixels, no eixo Y.
- A - Termo que multiplica o x para uma aproximação linear do tipo $y = Ax+B$
- B - Termo que independente de x para uma aproximação linear do tipo $y = Ax+B$

1 Introdução

A determinação da posição e localização de componentes em ambientes industriais é uma necessidade em alguns sistemas de manufatura, em especial em casos que exijam exatidão de posicionamento, como no referenciamento de peças em processos de usinagem. Recentemente, com o aumento da capacidade de processamento gráfico dos computadores, o uso de câmeras em aplicações como reconhecimento de objetos, identificação de características e medições vem se tornando cada vez mais comum no ambiente fabril, substituindo sistemas e procedimentos de custo elevado, que demandem tempo excessivo ou que não ofereçam a exatidão necessária.

Sistemas de visão computacional envolvem a aquisição, processamento e interpretação de informações provenientes de imagens visando alguma aplicação (Groover, 2008). A utilização industrial desses sistemas ocorre em especial nas áreas de manufatura, robótica de manipuladores, robótica móvel e sistemas produtivos (Rudek et al., 2001).

As aplicações industriais mais comuns para sistemas de visão são divididas por Golnabi e Asadpour, 2007, em quatro categorias: monitoramento e controle de processos (Pfeifer e Wieggers, 2000; Orth, 2001); reconhecimento e classificação de peças (Rudek et al., 2001); inspeção (Almeida et al., 2007; Yoon e Chung, 2004; Proença e Conci, 1999; Su et al., 1995); orientação e controle de manipuladores robóticos e mecanismos (Meng e Zhuang, 2007; Gruver et al., 1985). Dependendo do tipo de aplicação, os sistemas de visão têm requisitos diferentes em termos de resposta dinâmica, campo de visão e resolução da imagem.

Além das aplicações em ambiente fabril, sistemas de visão também são utilizados em outras áreas de atuação, como inspeção da qualidade de alimentos como pizza (Du e Sun, 2005; Sun; 2000; Sun e Brosnan, 2003) e frutas (Lino et al., 2008; Kondo et al., 2000). Outros exemplos também incluem o levantamento de dados para a elaboração de diagnósticos médicos (Azevedo-Marques, 2001) e de sistemas de monitoramento e segurança, tanto para ambientes públicos, como privados (Boles, 1998).

O presente trabalho aborda a determinação da posição e localização de uma peça sobre uma superfície plana utilizando imagens obtidas através de câmeras digitais, cujos resultados são convertidos para um sistema de coordenadas adotado como referência e corrigidos através de sua calibração. Procedimentos de calibração de câmeras são abordados por Tian, 2009, para a reconstrução tridimensional de peças em máquinas de usinagem utilizando duas câmeras. Sousa Segundo, 2007, utilizou procedimentos de calibração para uso em sistemas de robótica embarcados. Jardim, 2006, aplicou a calibração de câmeras visando o reconhecimento e localização de peças em célula de manufatura utilizando robôs.

O objetivo deste trabalho é propor uma metodologia para identificar a posição e a localização de uma peça retangular sobre um plano bidimensional utilizando uma câmera posicionada de forma não ortogonal à peça. A aplicação dessa metodologia em câmeras instaladas em máquinas operatrizes

pode vir a reduzir o tempo necessário para a inicialização da operação sobre a peça, uma vez que a posição e orientação da mesma são determinadas através de um sistema de visão computacional. Adicionalmente, pela maneira com que a câmera pode ser posicionada, não existe risco de colisão com a ferramenta, o que ocorre para câmeras posicionadas de forma ortogonal em relação ao plano de medição.

A eficiência da metodologia proposta foi avaliada através de um procedimento experimental. Os testes são realizados com duas câmeras, uma delas com lente que não causam distorção sobre a imagem obtida, e de uso específico para aplicações industriais e a outra, de perfil *hobby*, com lentes que ampliam o campo de visão e conseqüentemente causam distorção sobre a imagem, e de menor custo, se comparada à primeira. Como objetivo adicional, espera-se avaliar a possibilidade de, através da aplicação da metodologia proposta, obter, com a câmera de menor custo, resultados com qualidade similar ao da câmera específica para aplicações industriais, reduzindo o custo total de instalação do sistema.

2 Revisão Bibliográfica

Neste capítulo são abordados os principais conceitos utilizados ao longo do trabalho. A Seção 2.1 descreve a modelagem da câmera utilizando o modelo *Pinhole* e o efeito das não idealidades das lentes. Na Seção 2.2, o problema de calibração da câmera é abordado, com ênfase no método de calibração descrito por ZHANG, 2000. Por fim, na Seção 2.3 são descritos dois métodos estudados de identificação de objetos em imagens.

2.1 Modelagem da câmera

O método de modelagem de câmeras mais utilizado é o *Pinhole*, ou modelo do orifício. Esse modelo considera que a câmera é formada por uma caixa com um orifício muito pequeno, de forma que a imagem ortogonal ao furo é projetada no interior da caixa, como ilustrado na Figura 1.

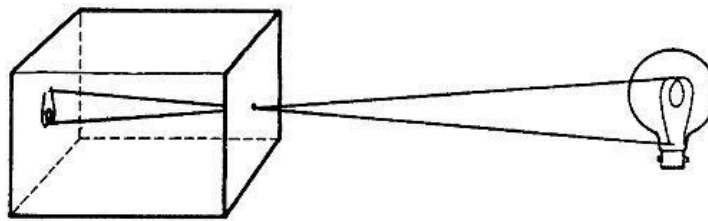


Figura 1 – Representação de uma câmera Pinhole. Fonte: <http://www.nuffieldfoundation.org>

O tamanho da imagem formada no interior aumenta a medida que o objeto se aproxima da câmera. Adicionalmente, quanto maior a distância entre o orifício e o plano de projeção, maior será a imagem formada. Tipicamente, as coordenadas do objeto são representadas por (X_w, Y_w, Z_w) , as coordenadas da imagem por (x', y') , e a distância focal por f , como representado na Figura 2.

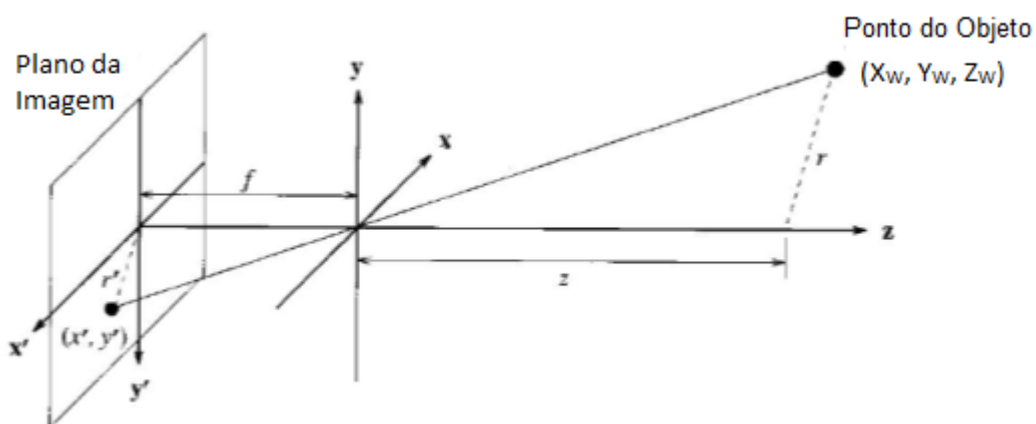


Figura 2 – Diagrama de relação entre pontos do objeto e da imagem pelo modelo *PinHole*. Adaptado de Jair et al., 1995.

Aplicando as relações trigonométricas básicas ao diagrama da Figura 2, determina-se a relação entre as coordenadas do objeto e sua projeção na imagem através da Equação 1. É

importante ressaltar que não é possível determinar a posição do objeto apenas com as coordenadas da imagem, pois um mesmo ponto x', y' pode corresponder a infinitos pontos X_w, Y_w, Z_w .

$$x' = \frac{f}{Z_w} X_w \quad e \quad y' = \frac{f}{Z_w} Y_w \quad (1)$$

Na prática, para viabilizar o cálculo da posição de um objeto, restringe-se a identificação para objetos que estejam sobre um único plano. Dessa forma, haverá outra equação que relacione (X_w, Y_w, Z_w). A forma mais comum é posicionar a câmera de forma ortogonal à cena, o que significa que Z_w é constante. Nesse caso as coordenadas X_w e Y_w são diretamente proporcionais a x' e y' .

Apesar de ser bastante utilizada, a modelagem *PinHole* tem a limitação de não considerar os efeitos causados pelo uso de lentes. Esse efeito só é crítico nos casos em que a lente não é plana. Muitas vezes, deseja-se aumentar o campo de visão de uma câmera, e para isso, se utiliza uma lente côncava. Quanto maior for o ângulo de visão da câmera, maior será a distorção radial. Esse efeito é especialmente perceptível em lentes *olho de peixe*, que possuem ângulo de visão superior a 70°.

As componentes da distorção radial podem ser calculadas através da Equação 2, onde \tilde{x} e \tilde{y} correspondem às coordenadas da imagem distorcida e x' e y' às coordenadas da imagem sem distorção. Uma vez que r representa a distância de um ponto em relação ao centro da imagem, quanto mais afastado do centro da imagem, maior será a distorção radial. Este efeito pode ser corrigido aplicando a equação inversa, desde que o coeficiente de distorção radial da lente seja conhecido. Apesar desse valor ser frequentemente informado pelos fabricantes, também é possível estimá-lo através do procedimento de calibração.

$$x' = \tilde{x}[1 - r^2 - r^4] \quad y' = \tilde{y}[1 - r^2 - r^4] \quad r = \sqrt{x'^2 + y'^2} \quad (2)$$

2.2 Calibração de câmeras

O problema de calibração de câmeras é um dos assuntos mais estudados na área de sistemas de visão. Hughes, 2009, propôs um método para calibração e compensação da distorção radial utilizando o cálculo do ponto de fuga. Zhang, 2000, e Tsay, 1987 propuseram dois métodos para calibração, o primeiro consiste em utilizar múltiplas imagens de um padrão de calibração enquanto o segundo utiliza apenas uma.

O objetivo da calibração é identificar uma matriz de transformação de coordenadas que converta os pontos da imagem para as coordenadas do mundo real. A maioria dos métodos parte do modelo da câmera *PinHole*, ao qual são acrescentadas não-linearidades para a correção da distorção causada pela lente.

O método desenvolvido por ZHANG, 2000, se baseia na utilização de diversas imagens de um padrão de calibração com medidas conhecidas para determinar os parâmetros intrínsecos da câmera e os extrínsecos de cada uma das imagens. A matriz de parâmetros intrínsecos é definida pela

Equação 3, onde α e β correspondem ao foco da câmera na direção X e Y , C_x e C_y às coordenadas X e Y do centro da imagem em pixels e γ a um fator de escala.

$$K = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & C_x \\ 0 & \beta & C_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

A matriz de parâmetros extrínsecos, E , é uma matriz de três linhas e três colunas, composta pelas primeiras duas colunas da matriz de rotação, r_1 e r_2 e o vetor de translação, T . A Equação 4 representa estes elementos para o caso de uma calibração bidimensional, em que todos os pontos de calibração estão contidos em um único plano. Os pontos x e y correspondem às coordenadas da imagem e X_w e Y_w às coordenadas do mundo, referenciadas ao sistema de coordenadas do padrão de calibração utilizado no processo. Uma vez que a variável Z_w não é considerada, a matriz de rotação é um vetor de 3×2 .

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = K [r_1 \quad r_2 \quad T] \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} = K \cdot E \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

O diagrama da Figura 3 ilustra as etapas da determinação dos parâmetros intrínsecos e extrínsecos. Nas primeiras duas etapas calcula-se a aproximação linear dos parâmetros, sem considerar efeitos de distorção da lente. Posteriormente, incluem-se no cálculo os coeficientes de distorção radial, que são estimados de forma iterativa.

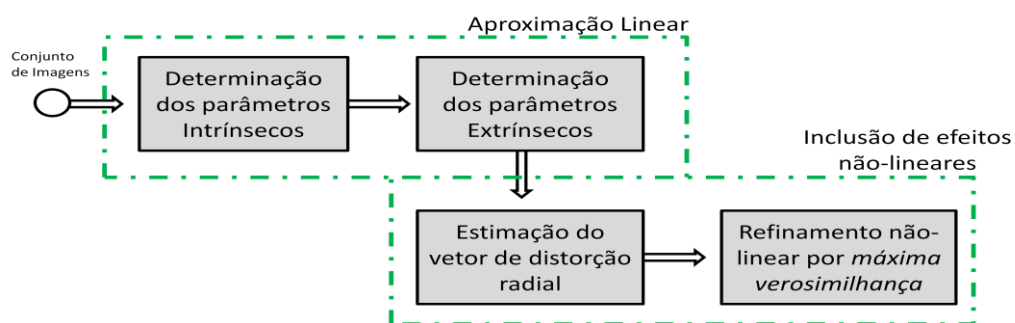


Figura 3 – Etapas do procedimento de calibração proposto por ZHANG, 2000.

2.3 Identificação de objetos em imagens

Parte significativa das aplicações que envolvem visão computacional utiliza alguma técnica de identificação de objetos. Essas técnicas buscam por variações bruscas na intensidade dos pixels na fronteira das regiões da imagem. Para os casos em que os objetos são formados por um conjunto de linhas, normalmente é aplicado um método de detecção de bordas seguido pelo transformada de

Hough. Em DAVIES, 1986 e DUDA, 1972, esses métodos foram aplicados em conjunto para identificação de arestas em peças.

Diversos métodos de detecção de bordas se baseiam no cálculo do gradiente, apresentado na Equação 5. A função $f(x,y)$ corresponde ao valor de um pixel na posição x,y e G_x e G_y são os gradientes nas direções x e y .

$$G[f(x,y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Para determinar o valor do gradiente em uma direção qualquer, utiliza-se a Equação 6. Uma vez que a informação desejada é a comparação entre os gradientes, e não o valor efetivo destes em cada ponto, a Equação 7 permite seu cálculo de forma mais rápida e com exatidão suficiente. Para determinar a direção do gradiente, aplica-se a Equação 8.

$$G[f(x,y)] = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \approx |G_x| + |G_y| \quad (6)$$

$$G[f(x,y)] \approx |G_x| + |G_y| \quad (7)$$

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (8)$$

Considerando que as imagens são formadas por pixels, que possuem valor discreto no espaço, é possível aproximar G_x por $f[i,j+1] - f[i,j]$ e G_y por $f[i,j] - f[i+1,j]$, sendo $[i, j]$ a coordenada do pixel a ser analisado. Considerando a aproximação proposta na Equação 7, o cálculo do gradiente em uma direção arbitrária pode ser feito através de uma máscara de convolução bidimensional, G_α , descrita na Equação 9.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad G_\alpha = \begin{bmatrix} 0 & 2 \\ -2 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

A desvantagem de utilizar essas máscaras de convolução é que o ponto central corresponde ao ponto $[i+0.5,j+0.5]$, dificultando a representação na imagem por não ser um valor inteiro. Para contornar essa questão geralmente utiliza-se o operador de Sobel, que é calculado através da convolução com as máscaras descritas na Equação 10. Nesse caso, o ponto central passa a ser $[i,j]$.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, \quad G_\alpha = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 2 \\ -2 & 0 & 2 \\ -2 & -2 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

O uso do filtro de Sobel é amplamente utilizado por ser uma operação computacionalmente rápida de ser processada. Adicionalmente, por se basear no gradiente, ele apresenta boa resposta para detecção de objetos em situações em que a iluminação não é homogênea.

A transformada de Hough foi desenvolvida por Paul Hough em 1962, enquanto trabalhava na IBM, com o objetivo de identificar padrões de retas, círculos e elipses em imagem binárias. Seu princípio se baseia em transformar o espaço de coordenadas cartesianas, formado por x e y , em um novo sistema de coordenadas, ρ e θ , como descrito da Equação 11.

$$\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (11)$$

O processo ocorre de forma iterativa. Para cada valor de ρ o parâmetro θ varia entre 0 e 90°. O passo de avanço definirá a precisão do método. Para cada combinação de θ e ρ o acumulador é incrementado quando for mapeado um pixel de valor unitário. Ao final desse processo será formada uma imagem com dimensões ρ e θ . A intensidade de cada pixel dessa imagem é proporcional ao valor do acumulador. Pontos de maior intensidade são mapeados, e correspondem à reta descrita pela Equação 12.

$$y = \frac{\rho}{\sin(\theta)} - x \frac{1}{\tan(\theta)} \quad (12)$$

Após identificar as retas no diagrama, é necessário determinar o ponto inicial e final de cada um dos segmentos de reta. Isso é realizado através de um pós-processamento sob as retas identificadas, permitindo mapear o segmento de retas que está relacionado à reta em questão.

3 Metodologia

Neste capítulo são apresentados os procedimentos adotados para determinar a posição de uma peça nas coordenadas da mesa a partir de imagens de uma câmera fixa. Primeiramente, será abordada a forma de realizar a calibração, seguida pela análise dos erros resultantes. Posteriormente, serão descritas as técnicas utilizadas no processo de identificação da peça na imagem. Para facilitar o entendimento, a aplicação das técnicas propostas será exibida sempre para a mesma situação de posicionamento da câmera e de tabuleiro de calibração, utilizado para identificar pontos igualmente espaçados no plano de identificação.

3.1 Processo de Calibração

O método de calibração consiste na realização de dois passos: a calibração da câmera, e calibração da cena, como ilustrado na Figura 4. O passo um é realizado apenas uma vez para uma determinada câmera, enquanto o segundo passo deve ser repetido cada vez que a câmera for reposicionada.

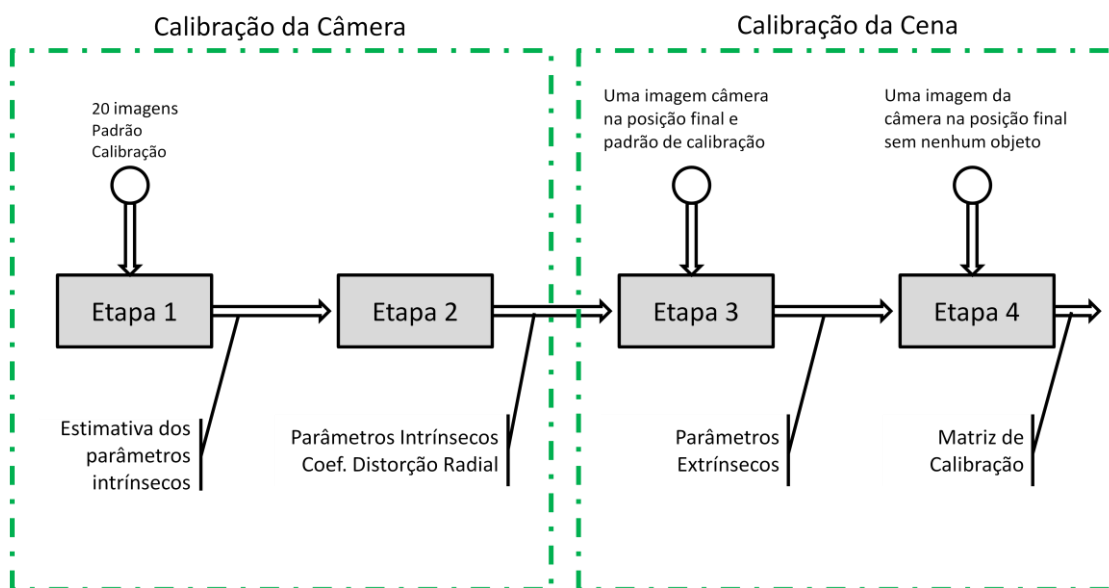


Figura 4 – Diagrama representando as quatro etapas do processo de calibração.

A calibração da câmera ocorre em duas etapas e é realizada seguindo a metodologia proposta por Zhang, 2000. Na etapa um, são utilizadas vinte imagens de tabuleiros xadrez em posições diferentes para calcular os parâmetros intrínsecos. Na segunda etapa, utilizam-se os resultados anteriores como condição inicial para corrigir a distorção radial.

A calibração da cena também ocorre em duas etapas. Após posicionar a câmera no local de identificação, captura-se uma imagem de um tabuleiro xadrez posicionado sob o plano de identificação. A partir dessa imagem são calculados os parâmetros extrínsecos, que mapeiam as posições dos pixels para as coordenadas do tabuleiro. Por fim, na etapa 4, utilizando uma imagem

apenas da mesa, calcula-se uma matriz de mudança de coordenada que relaciona a posição do tabuleiro com a posição da imagem.

Depois de concluída a etapa de calibração da câmera e da cena, as matrizes de parâmetros intrínsecos, extrínsecos e de mudança do sistema de coordenadas do tabuleiro para mesa são multiplicadas, formando a matriz de calibração. Essa matriz permite converter qualquer ponto da imagem para o sistema de coordenadas da mesa.

3.1.1 Etapa 1 – Estimativa Inicial

Para calcular os parâmetros intrínsecos da câmera, foram utilizadas 20 imagens de tabuleiros xadrez alocados em posições diferentes da cena. A identificação foi realizada através da função *detectCheckerboardPoints*, da *Computer Vision System Toolbox* do software MatLab. Para cada imagem, foram identificados os pontos de intersecção entre as casas dos tabuleiros, como ilustrado pelos pontos vermelhos na Figura 5. Note que alguns pontos do tabuleiro não foram identificados provavelmente em função da iluminação.

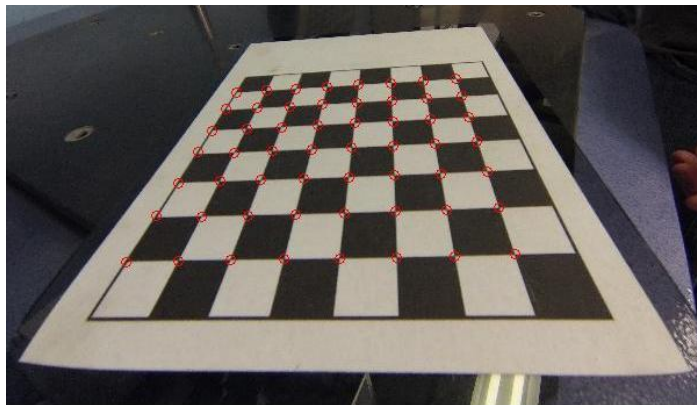


Figura 5 – Imagem do padrão de calibração com pontos identificados.

Em seguida, para esse conjunto de pontos, aplicou-se o método proposto por Zhang, 2000, que consiste em identificar as matrizes R , t e K que satisfaçam a Equação 4, sendo X_w e Y_w as coordenadas reais do ponto e x e y as coordenadas da imagem. Nessa etapa, a distorção radial é desconsiderada. Para cada imagem, são calculadas diferentes matrizes R e t , correspondente aos parâmetros extrínsecos, e apenas uma matriz K , que representa os parâmetros intrínsecos.

3.1.2 Etapa 2 – Determinação dos parâmetros intrínsecos

Após o cálculo dos parâmetros intrínsecos da câmera e dos parâmetros extrínsecos de cada imagem, através da função *estimateCameraParameters*, aplicou-se o método de mínimos quadrados

para calcular novamente esses parâmetros, considerando, porém, a distorção radial. Foram utilizados como condição inicial os parâmetros determinados na etapa um, e coeficientes de distorção radial nulos.

Para cada imagem também foram obtidos os parâmetros extrínsecos. No entanto, esses valores não serão utilizados nas demais etapas, visto que os parâmetros extrínsecos estão relacionados a uma imagem específica enquanto os intrínsecos são vinculados à câmera.

3.1.3 Etapa 3 – Determinação dos parâmetros extrínsecos

Nesta etapa a câmera foi posicionada no local de interesse para o reconhecimento das peças. De forma análoga às etapas anteriores, utilizou-se um tabuleiro xadrez com casas de tamanho conhecido para mapear pontos na superfície a ser calibrada. Aplicou-se sobre essa imagem uma operação para corrigir a distorção radial, implementada no MatLab pela função *undistortImage*. Após essa correção, aplicou-se o método de Zhang, 2000, para determinar apenas os parâmetros extrínsecos para essa condição de operação.

A Figura 6 ilustra as operações realizadas nessa etapa. Ao lado esquerdo é apresentada a imagem original. Após aplicar a correção radial, obtém-se a imagem corrigida, ao lado direito. Sobre essa imagem detectou-se os pontos de intersecção entre os quadrados do tabuleiro, representados com uma cruz vermelha. O tabuleiro utilizado tem casas de 22,5 mm.

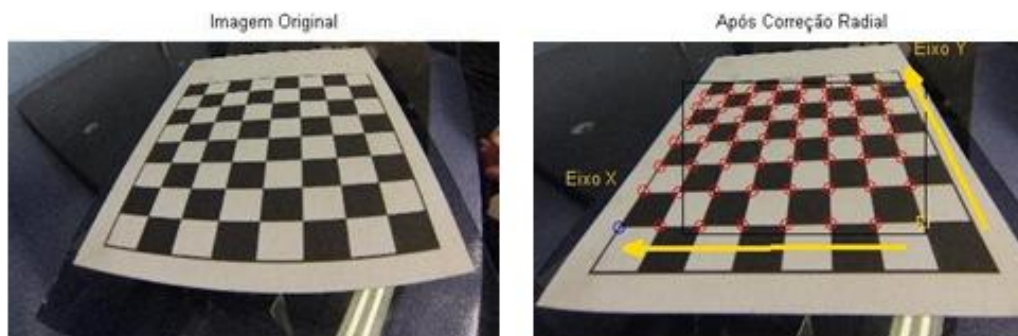


Figura 6 – Imagem da esquerda, Original; Imagem da direita, Após correção da distorção radial e identificação dos pontos dos vértices do tabuleiro.

3.1.4 Etapa 4 – Determinação da matriz de mudança de coordenadas

Depois de concluída a etapa três, é possível determinar, para qualquer pixel da imagem, sua posição correspondente nas coordenadas do tabuleiro. Entretanto isso ainda não é suficiente para resolver o problema de calibração, que visa determinar uma correspondência entre os pixels da imagem e as coordenadas da mesa. Portanto, é necessário determinar uma matriz de transformação

de coordenadas que relacione o sistema de coordenadas do tabuleiro com o sistema de coordenadas da mesa.

Como ambos os sistemas são coplanares, é possível calcular uma matriz de mudança de coordenadas utilizando a Equação 13. As variáveis Y_M e X_M correspondem a um ponto nas coordenadas da mesa e Y_T e X_T , as coordenadas do tabuleiro. Nota-se que apenas três incógnitas devem ser determinadas: Y_{OFFSET} , X_{OFFSET} e θ . Enquanto as duas primeiras correspondem ao ponto inicial do sistema de coordenadas da mesa no sistema de coordenadas do tabuleiro, θ equivale ao ângulo entre o eixo X do sistema de coordenadas do tabuleiro e o eixo X do sistema de coordenadas da mesa.

$$\begin{bmatrix} Y_M \\ X_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_T - Y_{OFFSET} \\ X_T - X_{OFFSET} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Para definir essas três incógnitas, foram aplicadas técnicas de processamento de imagem para identificar a borda da mesa (coordenada inicial da mesa) e mais um ponto sobre uma das arestas, permitindo a determinação do ângulo θ . Os métodos utilizados para detecção da borda da mesa na imagem serão explicados em detalhe na seção 3.3. A Figura 7 apresenta a borda da imagem detectada.

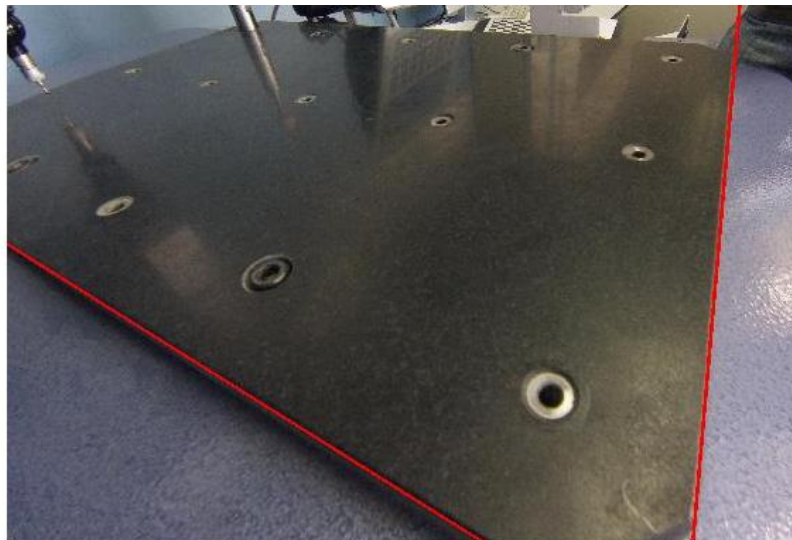


Figura 7 – Identificação da borda da mesa.

3.2 Análise do resultado de calibração

Para avaliar a exatidão de calibração foram realizadas duas análises. A análise de erro de estimação consiste em medir a distância, em pixels, entre os pontos da imagem utilizados para calibração e os pontos calculados a partir da aplicação da Equação 4. Já, a análise de resolução avalia

a relação entre pixels e em milímetros. O objetivo dessa análise é verificar quantos milímetros cada pixel representa em função das coordenadas da imagem.

3.2.1 Análise do erro de estimação

Para avaliar se os parâmetros intrínsecos e extrínsecos calculados nas etapas de calibração estão adequados, é necessário medir o erro de estimação, como definido na Equação 14. As variáveis x_c e y_c se referem aos pontos utilizados para a calibração (no caso os vértices do tabuleiro de xadrez) e x_e e y_e , os pontos calculados a partir da Equação 4, utilizando os parâmetros intrínsecos, extrínsecos e coeficientes de distorção radial determinados nas três etapas de calibração.

$$E_{\text{estimação}} = \sum \sqrt{(x_c - x_e)^2 + (y_c - y_e)^2} \quad (14)$$

A Figura 8 apresenta os erros de cada um dos 56 pontos utilizados no processo de calibração, representados por um "x". Verificou-se que o erro de estimação médio foi de 3,3 pixels.

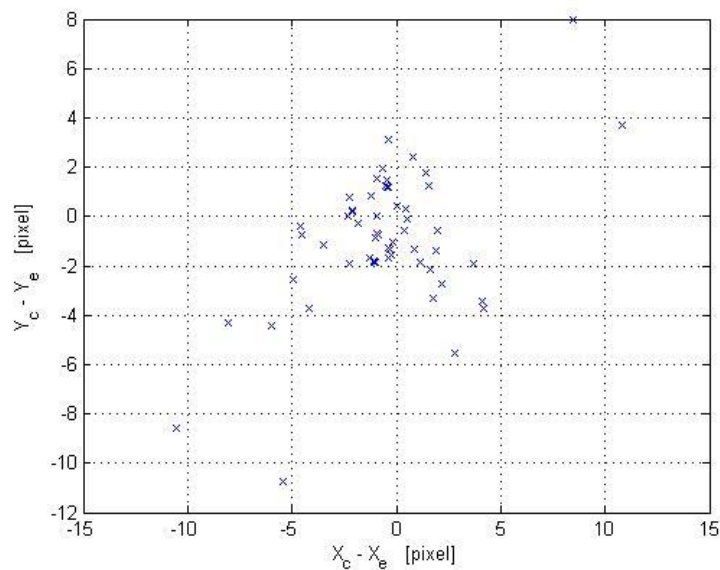


Figura 8 – Gráfico do erro de estimação para cada ponto do tabuleiro.

3.2.2 Análise da Resolução

Outra característica importante a ser avaliada é a resolução da imagem, ou seja, qual a distância em milímetros que cada pixel corresponde. Nas imagens em que o plano está paralelo à lente da câmera e não há distorção radial, a resolução não varia com a posição do pixel, facilitando a análise. Entretanto, para situações em que isso não ocorre, é necessário definir uma área a ser examinada para avaliar a resolução máxima e mínima da cena. O quadrado preto ilustrado na Figura 6 foi a área definida para analisar a resolução da calibração proposta. Esse quadrado foi dividido em

intervalos de 50 pixels, como ilustrado na imagem da esquerda da Figura 9. Utilizando a equação 5, calculou-se a posição correspondente a cada um desses pixels em milímetros, como apresentado na imagem da direita da Figura 9.

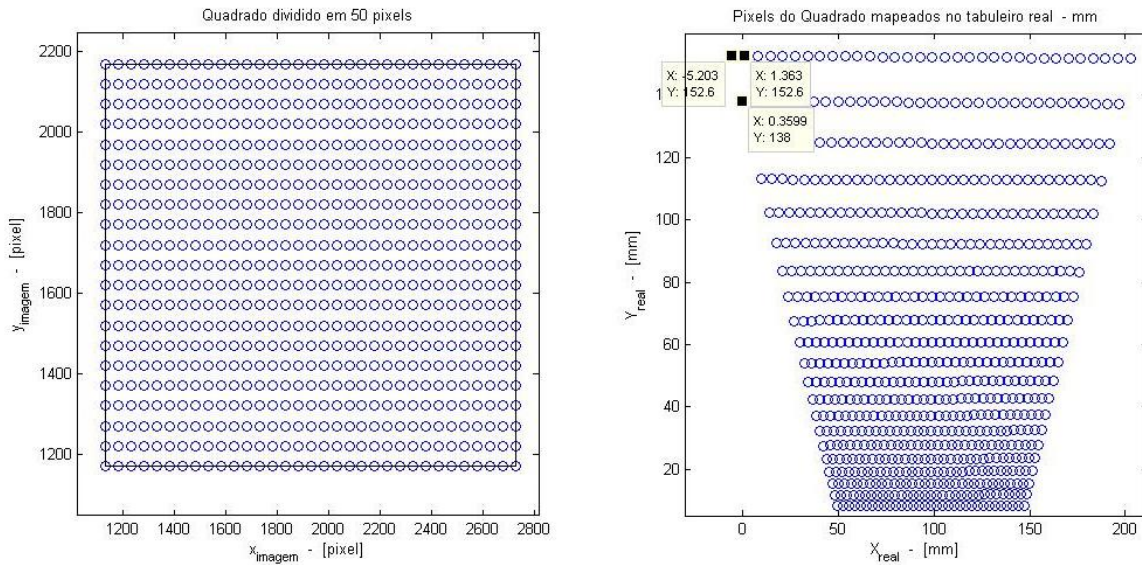


Figura 9 – À direita pontos mapeados na imagem e à esquerda localização desses pontos nas coordenadas do tabuleiro

Analisando a Figura 9, percebe-se que dois pares de pixels igualmente afastado, o primeiro com Y_{imagem} próximo de 2000 pixels e o segundo próximo de 1200 pixels não representam pontos igualmente espaçados em milímetros. Isso ocorre em função do ângulo da câmera em relação ao plano de identificação. Nota-se que quanto menor for o Y_{imagem} , menor será o deslocamento, em milímetros, que um pixel corresponde, ou seja, maior será a resolução. A Tabela 1 apresenta os valores de resolução associados a cada uma das extremidades do quadrado de identificação. A imagem da direita apresenta os valores da aresta superior direita. Para calcular, por exemplo, a resolução no eixo X, subtrai-se os valores de X dos dois pixels da horizontal, e divide-se esse valor por 50. O mesmo procedimento é realizado no eixo Y, para o par de pixels da vertical.

Tabela 1 – Análise do erro de resolução

Resolução:	Eixo X [mm/pixel]	Eixo Y [mm/pixel]
Aresta Superior Esquerda	0,131	0,292
Aresta Superior Direita	0,128	0,288
Aresta Inferior Esquerda	0,069	0,061
Aresta Inferior Direita	0,069	0,060

3.3 Identificação da Posição da Peça

Essa seção aborda os métodos de reconhecimento de imagens utilizados para identificar o vértice da peça e as arestas em contato com a mesa na imagem. O diagrama da Figura 10 ilustra as etapas realizadas. Inicialmente, os efeitos de distorção radial da imagem são corrigidos. Em seguida são aplicadas técnicas de processamento de imagem baseadas no filtro de Sobel e transformada de Hough para identificação de linhas, seguido de métodos desenvolvidos para identificar as arestas de interesse e o vértice correspondente à origem da peça. Por fim, utilizando as matrizes calculadas na etapa de calibração, são determinados o ângulo da aresta utilizada como referência da peça em relação ao eixo X da mesa e a posição do vértice da peça em relação ao sistema de coordenadas da mesa.

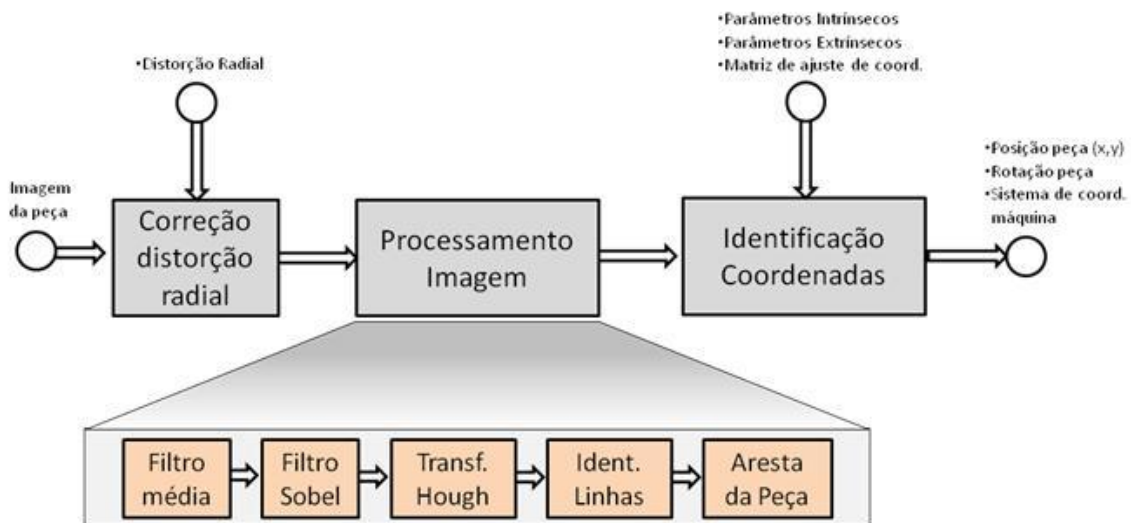


Figura 10 – Diagrama das etapas de identificação da peça na imagem

3.3.1 Correção da Distorção Radial

A correção da distorção radial é necessária para compensar os efeitos de lentes que possuem um campo de visão com ângulo superior a 60° . Nesses casos, em função da construção da lente, a imagem apresenta uma distorção que é maior quanto mais afastada a imagem estiver do centro óptico da imagem formada. Utilizando os parâmetros calculados na etapa de calibração uma nova imagem é criada, agrupando os pixels mais próximos do centro e afastando os mais distantes.

3.3.2 Processamento da Imagem

O processamento da imagem é a etapa mais importante dentro da metodologia proposta. Durante essa etapa o software deve ser capaz de identificar as duas arestas da peça que estão em contato com a superfície, ignorando as demais. Como apresentado no diagrama da Figura 10,

inicialmente é aplicado sobre a imagem um filtro de medianas de tamanho dez pixels com o objetivo de eliminar ruídos causados no momento da aquisição da imagem.

Posteriormente aplica-se o filtro de Sobel, descrito na Equação 10. Esse filtro é utilizado para realçar pontos com gradiente elevado, característicos de arestas e cantos. O resultado da aplicação desse filtro é uma imagem binária em que os pixels com valor zero (preto) são potenciais arestas ou cantos, enquanto os pixels com valor um (brancos) representam o fundo. Para evitar o processamento de áreas da imagem que não são de interesse, definiu-se manualmente uma área para realizar a identificação da imagem. A área de identificação foi mantida fixa para todas as imagens processadas.

A Figura 11 apresenta quatro imagens. Figura 11 (a) apresenta a imagem original, demais ilustram, enquanto que as demais ilustram, em ordem, os resultados da correção da distorção radial, da aplicação do filtro de medianas e da aplicação do filtro de Sobel.

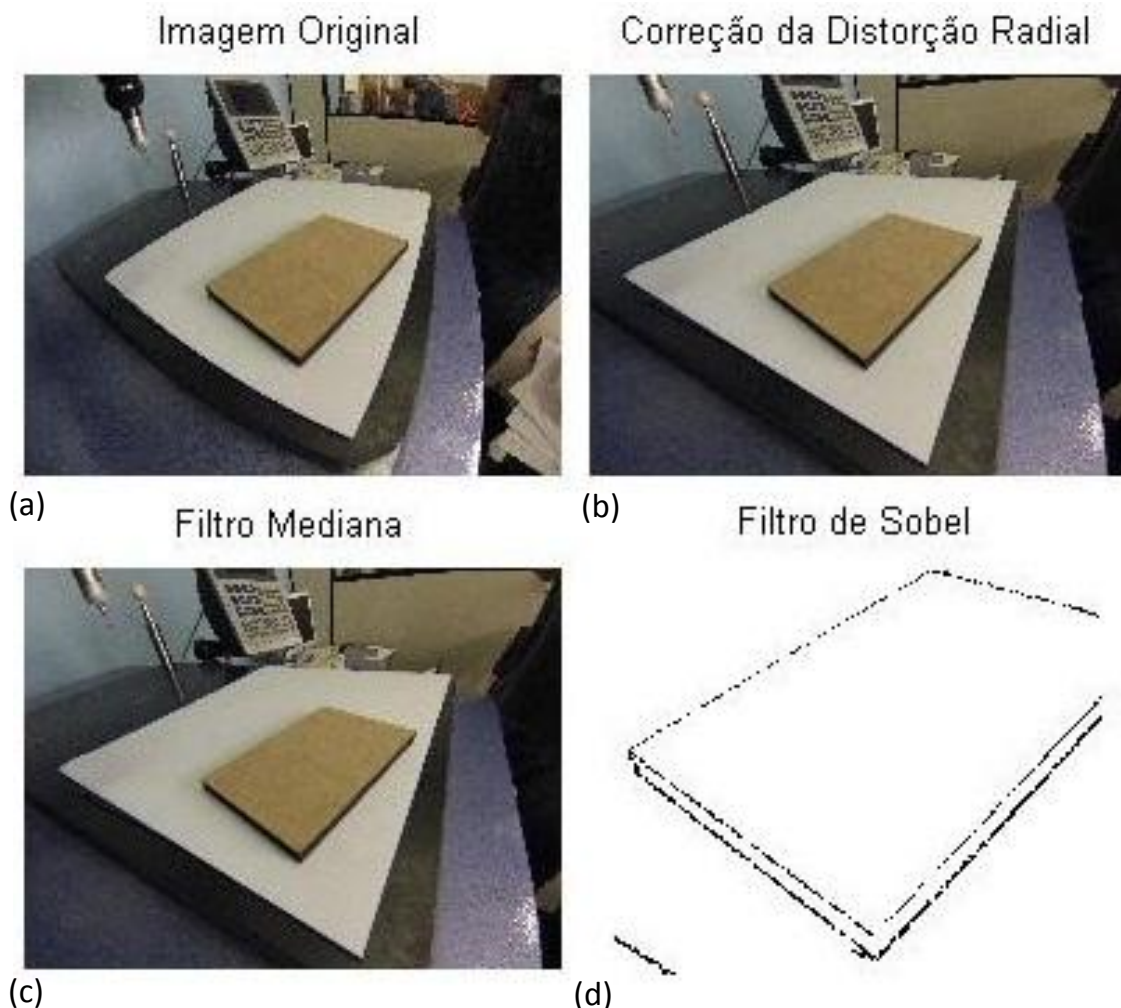


Figura 11 – Imagens do processo de identificação da peça

Para identificar as arestas da peça na imagem, aplica-se a transformada de Hough, selecionando os vinte pontos de maior representatividade. Na transformada de Hough, cada ponto corresponde a uma reta, portanto essa operação irá resultar em vinte retas. Frequentemente, em função dos ruídos causados no momento da captura da imagem e de peculiaridades da iluminação, como sombra e reflexo, as linhas resultantes da aplicação do filtro de Sobel possuem espessura de

mais do que um pixel em determinadas partes da imagem. Isso faz com que, no momento da identificação das linhas pelo método de Hough mais de uma linha corresponda a uma mesma aresta da imagem. Para resolver esse problema, criou-se um algoritmo para agrupar segmentos de retas similares, criando uma nova reta através da média dos pontos das retas agrupadas. Um segmento de reta foi considerado similar a outro quando a distância dos pontos extremos de uma dos segmentos de reta até a outro fosse menor do que 20 pixels, como pode ser calculado através da Equação 15, onde A e B representam as constantes que definem a reta do tipo $y = Ax+B$. Também foi utilizado o critério de que ambas as retas devem ter diferença de inclinação de no máximo $0,5^\circ$.

$$d = \frac{Ax_o + y_o - B}{\sqrt{A^2 + 1}} \quad (15)$$

Após obter a equação das diversas retas presentes na imagem, que podem corresponder a qualquer uma das arestas da peça, é necessário definir um método para identificar as duas arestas de interesse, ou seja, as que estão em contato com a superfície de identificação, também denominada mesa, e de frente para a câmera.

Para isso definem-se três critérios que um par de retas deve atender para ser selecionada. Sendo as retas representadas pela equação $y = ax+b$, o primeiro critério é que uma das retas deve ter declividade, positiva, enquanto a outra deve ter declividade negativa. Este critério impede a seleção de retas paralelas. O segundo critério é verificar se o ponto de intersecção desse par de retas está contido no plano da imagem através da verificação das coordenadas X e Y da imagem e comparação com o tamanho da imagem em cada uma dessas coordenadas. Por fim, o último critério seleciona entre todos os pontos de intersecção das retas o que está mais próximo do canto inferior da imagem.

Após identificar o par de retas que atende aos três critérios de seleção, três pontos são selecionados, sendo o primeiro o ponto de intersecção entre as duas retas correspondente ao vértice da peça, e os outros dois um ponto arbitrário sobre cada uma das retas. Portanto o resultado de todo o processo de identificação de peças é uma matriz de três linhas e duas colunas representando os três pontos identificados, em pixels.

A Figura 12 ilustra as quatro ultimas etapas descritas no processo de identificação. A Figura 12 (a) ilustra a transformada de Hough, em que é possível perceber pontos de maior intensidade, que correspondem às retas selecionadas. A Figura 12 (b) apresenta o resultado das vinte retas identificadas na imagem, algumas das retas estão sobrepostas, dando a impressão de haver menos retas. Na Figura 12 (c) são exibidas as imagens das retas identificadas após a aplicação do algoritmo de agrupamento de linhas similares, em que é cada linha representa uma aresta da peça; Por fim, a Figura 12 (d) três pontos e duas linhas, que correspondem aos eixos x e y e á origem de um sistema de coordenadas com origem na peça.

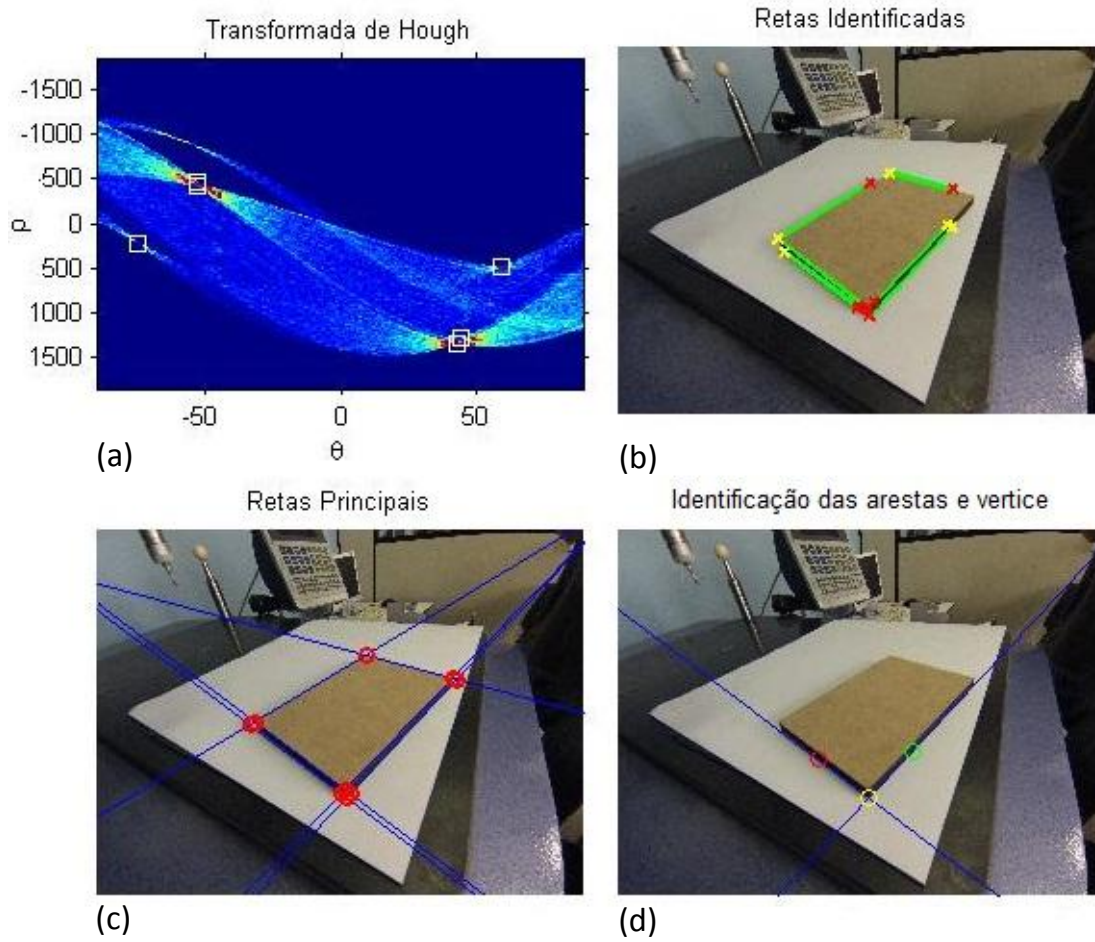


Figura 12 – Imagens do processo de identificação da peça

3.3.3 Identificação da posição da peça

Após identificar os pontos, em pixel, que representam a peça, aplicou-se a matriz de mudança de coordenadas descrita pela Equação 5. Realizando esse procedimento, obtém-se o gráfico da direita da Figura 13, em que cada um dos pontos foi convertido para o sistema de coordenadas do tabuleiro. Nesse mesmo gráfico, em linhas pontilhadas, também são apresentados os três pontos que caracterizam a mesa, obtidos na seção 3.1.4. Por fim, aplica-se Equação 17, alterando o sistema de coordenadas do tabuleiro para o da mesa, como ilustrado na imagem da esquerda. Para essa operação, definiu-se como o eixo X da mesa o segmento de reta que vai do quadrado amarelo até o círculo vermelho.

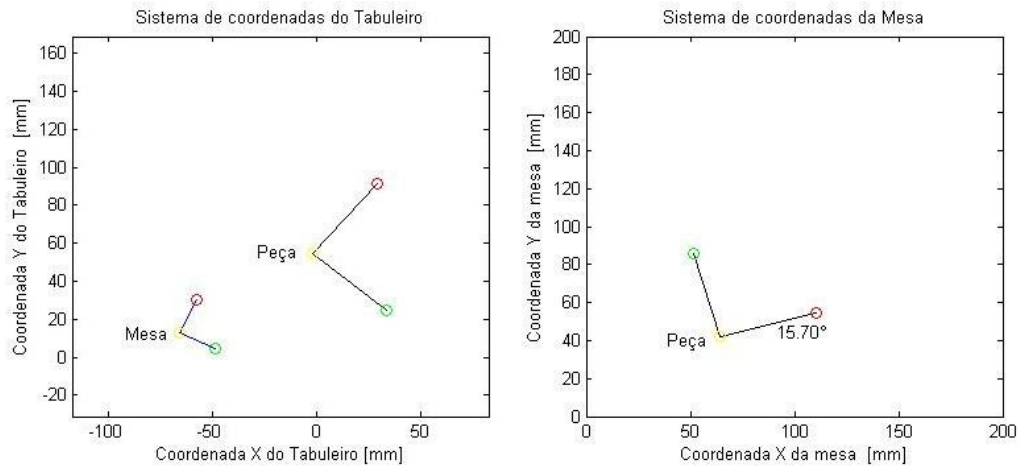


Figura 13 – à direita, localização da mesa e da peça no sistema de coordenadas do tabuleiro; à esquerda, localização e inclinação da peça no sistema de coordenadas da mesa.

A realização desse procedimento completa o processo de calibração. Seguindo todos os passos descritos na metodologia, convertem-se os pontos identificados na imagem inicialmente para o sistema de coordenadas do tabuleiro utilizado para determinar os parâmetros extrínsecos. Posteriormente, aplicando a matriz de mudança de coordenadas adequada, altera-se o sistema de coordenadas para o da mesa. Dessa forma, desconsiderando possíveis desvios ao longo do processo, a calibração independe da posição do tabuleiro.

4 Procedimento Experimental

Visando avaliar os resultados da metodologia proposta, foram realizados dois experimentos com câmeras diferentes, posicionadas de modo a permitir a captura da mesma cena sobre uma mesa a partir de direções semelhantes. Visando a determinação dos erros de medição a partir do uso dos sistemas de visão computacional, os experimentos foram realizados sobre uma máquina de medição por coordenadas marca Mitutoyo, modelo *QM Measure 353*, com incerteza declarada pelo fabricante de 3,0 μm . A Tabela 2 apresenta as características das câmeras utilizadas em cada experimento.

	Experimento 1	Experimento 2
Modelo da câmera	GoPro	Basler
Resolução (pixels)	3840 x 2880	640 x 480
Tipo de Lente	Olho de Peixe	Plana

Tabela 2 – Característica das câmeras utilizadas em cada experimento.

Cada experimento foi dividido em três etapas, de acordo com a metodologia proposta: calibração da câmera, calibração da cena e identificação da imagem. Na primeira etapa, realizada antes do posicionamento da câmera no local de identificação, foram capturadas vinte imagens de um tabuleiro de calibração xadrez posicionado de forma aleatória sobre a mesa. Devido às características das câmeras utilizadas, este procedimento foi realizado com os padrões de calibração posicionados a uma distância média de 30 cm da câmera GoPro e de 45 cm da câmera Basler. Seguindo o procedimento descrito na seção 3.1.1 e 3.1.2 foram calculados a matriz de parâmetros intrínsecos e o vetor dos coeficientes de distorção radial de cada câmera.

Na segunda etapa do experimento, fixou-se a câmera na posição de interesse para identificação da cena. Foram capturadas cinco imagens de um tabuleiro de calibração xadrez, com casas de 22,5 mm, em posições e orientações diferentes sobre a mesa da máquina de medição por coordenadas. Para cada uma delas, foram calculados os parâmetros extrínsecos conforme proposto na seção 3.1.3. Também se obteve uma imagem apenas da mesa, utilizada para determinar, para cada uma das matrizes de parâmetros extrínsecos, a matriz de mudança de coordenadas de acordo com a seção 3.1.4.

Por fim, na terceira etapa inseriu-se, sem alterar a posição da câmera, uma peça sobre a mesa. Além da aquisição de uma imagem, mediu-se a posição desta através da máquina de medição por coordenadas. Utilizando o algoritmo de identificação de imagem proposto na seção 3.3, calculou-se a posição da peça para cada um dos cinco conjuntos de parâmetros extrínsecos e a matriz de mudança de coordenadas identificada na etapa anterior.

Para avaliar o erro em cada experimento, compararam-se os resultados da câmera com os obtidos através do uso da máquina de medição de coordenadas. Foram realizadas duas análises: a da posição do vértice da peça e a do ângulo da mesma em relação ao eixo X da mesa. Como foram

utilizados tabuleiros de calibração em cinco posições distintas para o cálculo dos parâmetros extrínsecos, as medidas dependem da posição desses tabuleiros.

5 Resultados e Discussão

Seguindo o procedimento experimental descrito, para cada experimento a peça foi posicionada em dois locais diferentes. As tabelas 3 e 4 apresentam o resultado da identificação da peça para essas posições no experimento um, utilizando a câmera GoPro. Na primeira tabela, o vértice da peça considerado como origem de seu sistema de coordenadas está na posição X correspondente a 64,5487 mm e Y a 40,2253 mm, com ângulo de $-14,4978^\circ$ em relação ao eixo X da mesa. Na segunda tabela, a origem da peça corresponde a 83,7278 mm no eixo X e a 53,4610 mm em Y, com um ângulo de $-19,8058^\circ$ entre os sistemas de coordenadas da peça e da mesa. Nas tabelas, cada linha corresponde aos resultados obtidos com um tabuleiro de calibração em posição distinta utilizado para obter os parâmetros extrínsecos aplicados à cada situação.

Tabela 3 – Medidas da peça na posição “1” utilizando a câmera GoPro.

Padrão de Calibração	X [mm]	ΔX [mm]	Y [mm]	ΔY [mm]	Ângulo [°]	Desvio angular [°]
Tabuleiro 1	64,5116	0,0371	39,9996	0,2257	-14,8377	0,3399
Tabuleiro 2	64,3096	0,2391	40,0702	0,1551	-14,3516	-0,1462
Tabuleiro 3	64,3832	0,1655	40,0045	0,2208	-14,7266	0,2288
Tabuleiro 4	64,4730	0,0757	40,0051	0,2202	-14,7704	0,2726
Tabuleiro 5	64,1554	0,3933	39,7658	0,4595	-14,6718	0,1740
Média	64,3665	0,1821	39,9695	0,2562	-14,6716	0,1738
Desvio Padrão	0,1418	0,1418	0,1172	0,1172	0,1889	0,1889

Tabela 4 – Medidas da peça na posição “2” utilizando a câmera GoPro.

Padrão de Calibração	X [mm]	ΔX [mm]	Y [mm]	ΔY [mm]	Ângulo [°]	Desvio angular [°]
Tabuleiro 1	83,2731	0,4547	52,9921	0,4689	-19,7290	0,0768
Tabuleiro 2	83,9561	-0,2283	53,9281	-0,4671	-19,8446	0,0388
Tabuleiro 3	83,2967	0,4311	52,9422	0,5188	-19,8857	0,0799
Tabuleiro 4	83,6069	0,1209	53,0603	0,4007	-19,6855	0,1203
Tabuleiro 5	83,4324	0,2954	52,9685	0,4925	-20,0707	0,2649
Média	83,5130	0,2148	53,1782	0,2828	-0,0373	-0,0373
Desvio Padrão	0,2810	0,2810	0,4214	0,4214	0,1512	0,1512

Analisando os resultados da Tabela 3, calcula-se que o desvio padrão da posição em relação aos eixos X e Y é de, respectivamente, 0,1418 mm e 0,1172 mm. Os desvios médios de posição observados nos eixos X e Y são de 0,1821 mm e 0,2562 mm, respectivamente. Realizando a mesma análise para os resultados apresentados na Tabela 4, observam-se desvios padrão de 0,2810 mm em X e de 0,4214 mm em Y, com desvios médios de 0,2148 mm e 0,2828 mm, respectivamente.

O desvio padrão avalia a capacidade do programa em identificar a localização de uma peça independentemente da posição do tabuleiro utilizado para fazer a calibração. Quanto menor for o desvio padrão, maior será a independência das medidas em relação a este parâmetro. Avaliando os resultados dessa medida para os dados experimentais obtidos, identificou-se que quanto maior a

distância da peça até a câmera, maior será o desvio padrão no eixo Y. O desvio no eixo X também aumenta, mas de maneira menos significativa. Isso ocorre porque podem ocorrer desvios de até dez pixels no momento da identificação dos pontos do tabuleiro de calibração, como descrito na seção 3.2.1. A conversão desse desvio de pixels para milímetros depende da distância do ponto do tabuleiro analisado até a câmera. Quanto mais afastado, maior será a medida, em milímetros, que um pixel representa, como identificado na seção 3.2.2. Por esse motivo, pontos do tabuleiro mais afastados da câmera tipicamente apresentam desvios maiores do que pontos mais próximos.

O desvio médio avalia a posição relativa entre a peça, localizada pela máquina de medição por coordenadas, e a média das posições determinadas a partir da câmera em cada posição de calibração. Quanto menor for o desvio médio, mais próximos dos resultados obtidos pela máquina de medição por coordenadas estarão as medidas realizadas pela câmera, consistindo em um parâmetro de avaliação da exatidão. Segundo os resultados, menores desvios médios foram obtidos para o caso em que as peças estão mais próximas da lente da câmera, o que coincide com a maior resolução, em milímetros, correspondente aos pixels próximos ao vértice da peça. Verifica-se ainda que o maior desvio observado na Tabela 3 ocorreu para o tabuleiro 5, enquanto na Tabela 4 ocorreu o mesmo para o tabuleiro 3. Esse resultado pode ser explicado pela posição do tabuleiro utilizada na determinação dos parâmetros extrínsecos da câmera em relação à posição da peça. As duas situações de pior desempenho correspondem aos casos onde o tabuleiro não estava com seu centro próximo à região onde foi posicionado o vértice da peça.

Ainda para o experimento um, é possível fazer análises similares para o ângulo da peça em relação ao eixo X. Para a situação apresentada na Tabela 3, o erro médio de estimação do ângulo foi de $0,1738^\circ$, com um desvio padrão de $0,1889^\circ$. Para a peça na segunda posição, Tabela 4, o erro médio foi de $-0,037^\circ$ com desvio padrão de $0,1512^\circ$. Este resultado é o oposto do identificado para a posição da peça, já que o desvio médio e desvio padrão foram maiores para a peça mais próxima à lente. A explicação para isso é a combinação entre a posição da peça na imagem e a distorção radial causada pelo uso de lentes que ampliam o campo de visão. No primeiro experimento, o vértice da peça está abaixo do centro da imagem e as arestas se estendem até a parte superior. Em função da distorção radial não ser totalmente corrigida, os desvios nas medições decorrentes desse efeito têm sentido diferente nas partes superior e inferior da imagem. Como o cálculo do ângulo depende de pontos identificados ao longo da aresta, o fato dos desvios apresentarem sentidos diferentes ao cruzar o centro da imagem amplifica a variação angular média e o desvio padrão. No segundo experimento, em que o vértice da peça está na parte superior da imagem, o mesmo não ocorre, fazendo com que a variação do ângulo seja menor.

Repetindo as análises realizadas para a primeira câmera, as tabelas 5 e 6 apresentam os resultados da localização e orientação da peça em duas posições diferentes utilizando a câmera Basler. Essa câmera apresenta uma resolução inferior à utilizada no primeiro experimento, entretanto o tamanho do sensor é maior, diminuindo o ruído e facilitando a identificação de linhas. Adicionalmente, a lente da câmera têm uma configuração interna que resulta em um ângulo de

campo de visão menor. Isso faz com que a imagem formada apresenta uma distorção radial pequena, entretanto, para obter o mesmo campo de visão da câmera GoPro essa câmera deve ser posicionada de forma mais afastada.

A Tabela 5 apresenta os resultados da peça na primeira posição. Utilizando a máquina de medição por coordenadas foi determinado que a posição da peça sob os eixos X e Y é de, respectivamente, 33,3364 mm e 27,7231 mm, com ângulo em relação ao eixo X da mesa de -10,0412°. O mesmo foi feito para a peça na segunda posição, apresentada na Tabela 6. A posição medida foi de 41,4122 mm no eixo X, 44,1661 mm no eixo Y e inclinação de 13,8377° em relação ao eixo X da máquina.

Tabela 5 – Medidas da peça na posição “1” utilizando a câmera Basler

Padrão de Calibração	X [mm]	ΔX [mm]	Y [mm]	ΔY [mm]	Ângulo [°]	Desvio angular [°]
Tabuleiro 1	34,2124	0,8760	28,5861	0,8630	-10,2227	0,1814
Tabuleiro 2	34,2915	0,9551	27,5949	-0,1283	-10,4310	0,3898
Tabuleiro 3	33,5810	0,2446	27,4875	-0,2357	-9,6699	-0,3713
Tabuleiro 4	33,8239	0,4875	27,9707	0,2476	-9,9001	-0,1411
Tabuleiro 5	33,6761	0,3397	27,7423	0,0192	-10,2509	0,2097
Média	33,9170	0,5806	27,8763	0,1532	0,0147	0,0147
Desvio Padrão	0,3190	0,3190	0,4362	0,4362	0,3375	0,3375

Tabela 6 – Medidas da peça na posição “2” utilizando a câmera Basler

Padrão de Calibração	X [mm]	ΔX [mm]	Y [mm]	ΔY [mm]	Ângulo [°]	Desvio angular [°]
Tabuleiro 1	42,1125	0,7004	44,4534	0,2872	13,8438	-0,0068
Tabuleiro 2	42,2095	0,7974	44,6017	0,4356	14,0343	-0,1973
Tabuleiro 3	42,0186	0,6064	43,1300	-1,0361	13,9552	-0,1182
Tabuleiro 4	42,3675	0,9553	44,8901	0,7240	14,0427	-0,2057
Tabuleiro 5	41,8114	0,3992	43,5312	-0,6349	14,1001	-0,2630
Média	42,1039	0,6917	44,1213	-0,0448	-0,1320	-0,1320
Desvio Padrão	0,2083	0,2083	0,7521	0,7521	0,0922	0,0922

Repetindo as análises realizadas para o primeiro experimento, o desvio padrão de posicionamento nos eixos X e Y foi de, respectivamente, 0,3190 mm e 0,4362 mm para a peça na primeira posição, apresentada na Tabela 5. Os mesmos valores foram calculados para a Tabela 6, resultando em 0,2083 mm e 0,7521 mm para a peça na posição mais afastada. Esses resultados apresentam o mesmo comportamento identificado no experimento um, em que o desvio padrão no eixo Y é maior à medida que a peça se afasta da lente da câmera e pouco varia em relação ao eixo X.

O desvio médio em relação aos eixos X e Y para a peça na posição um é de 0,5806 mm e 0,1532 mm, respectivamente enquanto para a peça na posição dois corresponde a 0,6917 mm na direção X e -0,0448 mm na direção Y. Analisando esses resultados, aparentemente quanto mais afastado a peça estiver da câmera, menor será o desvio médio em relação ao resultado da máquina

de medição por coordenadas no eixo Y. Entretanto esse comportamento de média oculta os valores realmente obtidos para cada um dos tabuleiros. Por exemplo, para a peça na posição 2 a posição no eixo Y varia entre 43,1300 mm utilizando-se o tabuleiro 3 e 44,8901 mm caso fosse considerado o tabuleiro 4. Portanto o valor do resultado médio não reflete a real natureza dos desvios, já que desvios negativos compensaram desvios positivos para essa situação.

Se as respostas de cada um dos tabuleiros para a posição da peça nos eixos X e Y for avaliada separadamente, identifica-se com exceção do para o tabuleiro 1, os demais tabuleiros apresentam uma resposta menor para o desvio na Tabela 5 em relação a Tabela 6. Isso confirma a resposta obtida no experimento um, que quanto mais próximo a peça estiver do lente da câmera, melhor será o resultado da determinação de posição.

Avaliando a o ângulo da peça medido em relação ao eixo X, a Tabela 5 indica que o desvio padrão dessa variável é de $0,3375^\circ$ para a peça na posição um e de $0,0147^\circ$ para o desvio médio. Para a peça na segunda posição, calcula-se a partir da Tabela 6 o desvio padrão de $0,0923^\circ$ com desvio médio de $-0,0132^\circ$. Os resultados identificados estão alinhados com os obtidos para o experimento um. Nesse caso o desvio padrão apresentou pequena variação entre as peças nas posições um e dois porque a qualidade da imagem obtida em função do tamanho do sensor é menor, reduzindo a espessura da linha identificada na transformada de hough.

6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Através dos experimentos realizados na etapa de validação constatou-se que a metodologia proposta no presente trabalho é eficaz para identificar a posição da peças em um plano utilizando uma câmera posicionada de forma não ortogonal ao mesmo. Verificou-se ainda que o método proposto é capaz de atenuar os efeitos da distorção radial das lentes através da calibração.

Em relação aos resultados experimentais, realizados com as duas câmeras diferentes, identificou-se que a dependência das medidas realizadas pela câmera em relação aos tabuleiros de calibração é maior para peças mais afastadas das lentes para ambas as câmeras. Por outro lado, identificou-se que o desvio do ângulo da peça em relação ao eixo X da mesa é menor para peças mais afastadas. Isso ocorre porque os desvios causados pela distorção radial invertem de sentido em relação ao centro da imagem. Nesse caso, para aplicações praticas, o ideal é posicionar a câmera de forma que toda a peça fique na parte superior da imagem, ou seja, no primeiro e quarto quadrantes da imagem.

Comparando os resultados obtidos para ambas as câmeras, foi possível obter com uma câmera perfil não dedicada à aplicações de visão computacional, resultados similares aos obtidos por um sistema de visão computacional industrial através da aplicação da metodologia proposta no que diz respeito a resolução das medidas. Além do custo significativamente menor desse tipo de equipamento, eles possuem algumas vantagens, como comunicação sem fio, caixa de proteção e elementos de fixação variados.

Em trabalhos futuros, espera-se melhorar a eficiência do método de identificação dos parâmetros extrínsecos através da utilização de tabuleiros em mais de uma posição. Dessa forma, erros de aproximação dos vértices serão reduzidos com o acréscimo de mais pontos que relacionem os pontos da imagem com os pontos da mesa, assim como ocorre na etapa de calibração dos parâmetros intrínsecos. Outra possibilidade é fazer a calibração dos parâmetros extrínsecos para diversos tabuleiros. Utilizando a informação da posição do vértice da peça e do centro dos tabuleiros na imagem, escolher a matriz de parâmetros extrínsecos que faz com que o vértice seja mais próximo do centro do tabuleiro. Como identificado nos resultados experimentais, o desvio de medição foi menor para situações em que o centro do tabuleiro está próximo do centro da peça.

7 Referências

- ALMEIDA, R.H.P *et al*, **“Visão Computacional - Sistemas de Visão Aplicados à Inspeção Industrial”**. Anais do ENETEC 2007. Ponta Grossa, Brasil, 2007
- AZEVEDO-MARQUES, P.M., **“Diagnóstico Auxiliado por Computador na Radiologia”** Radiologia Brasileira vol.34 nº5, São Paulo, Brasil, 2001
- BOLES, W.W., **“A Security System Based on Human Iris Identification Using Wavelet Transform”**. Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol., 11, issue 1, pp. 77-85, 1998
- BALLARD, D. **Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes**. Pattern Recognit., v.13, abril, p.111–122, 1981
- COELHO, M.C.; TAVAREZ, J.M. **Método de calibração de câmeras proposto por ZHang**. São Paulo, 2003.
- DAVIES, E.R., **Image space transform for detecting straight edges in industrial images**, EUA: Pattern Recognition Letters, v.4, p.185-192, 1986.
- DUDA, R. O.; HART, P. E. **Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures**. Communications of the ACM., vol. 15, p. 11-15, 1972
- GOLNABI, H., ASADPOUR, A., **“Design and Application of Industrial Machine Vision Systems”**, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, vol. 23, issue 6, pp. 630-637, 2007
- GROOVER, M., **“Automation, Production Systems and Computer-Integrated Manufacturing – Third Edition”**. Prentice-Hall, New Jersey, 2008
- GRUVER, W.A., *et al*, L.A., **“Cad Off-Line Programming for Robot Vision”**. Robotics, vol. 1, issue 2, pp. 77-87, 1985
- HEIKKILA, J.; SILVEN, O. **A four-step camera calibration procedure with implicit image Correction**. EUA: IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.
- HORN. B. **Robot vision**, Inglaterra: MIT Press. Cambridge, 1986
- JAIR, R. *et al.* **“Machine vision”**. 1.ed. Mc Graw-Hill, 1995.
- JAMUNDÁ, T., **“Reconhecimento de Formas: A Transformada de Hough”**, Florianópolis: Seminário Visão Computacional - CPGCC/UFSC , 2000.
- JARDIM, L. **Sistema de visão robótica para reconhecimento e localização de objetos sob manipulação por robôs industriais em células de manufatura**. Brasília, 2006.
- KONDO, N. Ahmad, *et al.* **“Machine Vision Based Quality Evaluation of Iyokan Orange Fruit Using Neural Networks”**. Computers and Electronics in Agriculture, Volume 29, Issues 1-2, pp. 135-147, 2000
- LINO, A.C.L., *et al*, **“Image Processing Techniques for Lemons and Tomatoes Classification”**. Bragantia, vol. 67, nº3. Campinas, Brasil, 2008

MENG, Y., ZHUANG, H., **“Autonomous Robot Calibration Using Vision Technology”**, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing”, vol. 23, issue 4, pp. 436-446., 2007

MARQUES, C. **Um sistema de calibração de câmeras**. Maceió: 2007.

MITTRAPIYANURUK, P. **Accurate 3D tracking of rigid objects with occlusion using active appearance models**. USA: Proceedings of the IEEE Workshop on motion and Video Computing, 2005

PFEIFER, T., WIEGERS, L., **“Reliable Tool Wear Monitoring by Optimized Image and Illumination Control in Machine Vision”**. Measurement, vol. 28, issue 3, pp 209-218, 2000

PROENÇA, C.B., CONCI, A., **“Investigação para Detecção Automática de Falhas Têxteis”**, J. Braz. Soc. Mech. Sci. v.21 n.3. Rio de Janeiro, 1999.

RUDEK, M., COELHO, L.S., **“Visão Computacional Aplicada a Sistemas Produtivos: Fundamentos e Estudo de Caso”**. Anais do ENEGEP 2001.

SILVA, A.D. *et al.* **Processamento de Imagens aplicada a programação CNC**. São Paulo: Revista máquinas e metais., v.482, março, p.170-177, 2006.

SOUZA SEGUNDO, J. **Um método para determinação da profundidade combinando visão estéreo e autocalibração para aplicação em robótica móvel**. Natal: 2007.

SU, C.T., CHANG, C.A., TIEN, F.C., **“Neural Networks for Precise Measurement in Computer Vision Systems”**. Computers in Industry, vol. 27, pp 225-236, 1995

TIAN, X. *et al.* **A study on three-dimensional vision system for machining setup verification**. EUA: robotics and computer-integrated manufacturing, 2009.

TSAI, R.Y., **“A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-shelf TV Cameras and Lenses”**. IEEE Journal of robotics and automation, vol. RA-3, nº 4, pp 323-344, 1987

YOON, H.S., CHUNG, S.C., **“Vision Inspection of Micro-Drilling Processes on the Machine Tool”**. Transactions of NAMRI/SME, vol. 32, PP. 391-398, 2004

ZHANG, Z. **A flexible new technique for camera calibration**. EUA: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000.

Apêndice A - Imagens adquiridas com a câmera Basler

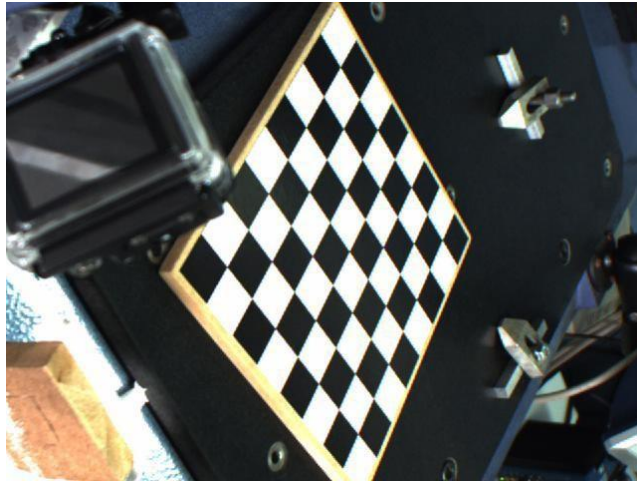


Figura A1 – Padrão de calibração na posição 1.

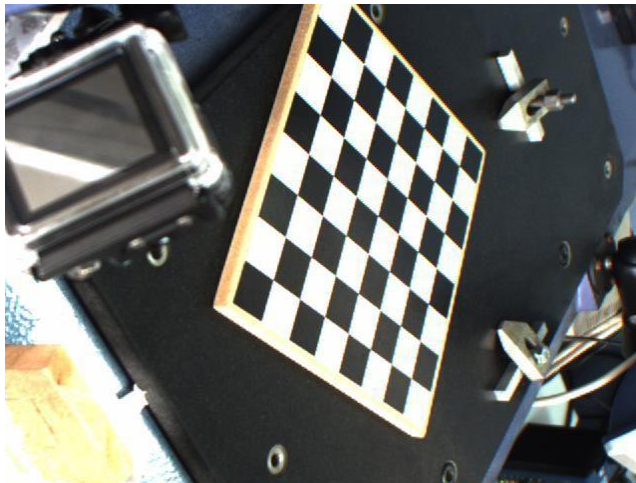


Figura A2 – Padrão de calibração na posição 2.

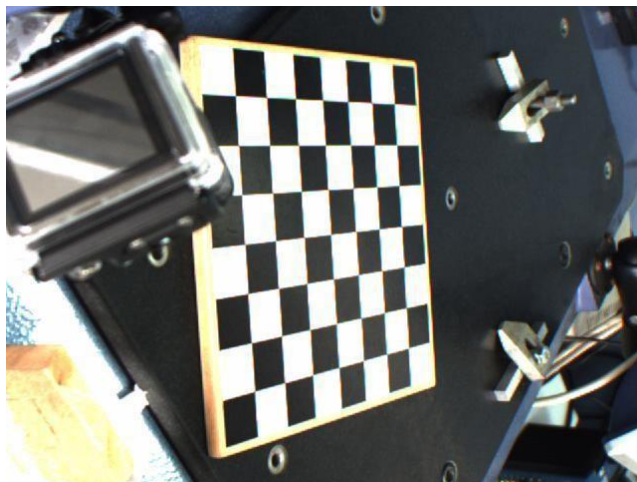


Figura A3 – Padrão de calibração na posição 3.

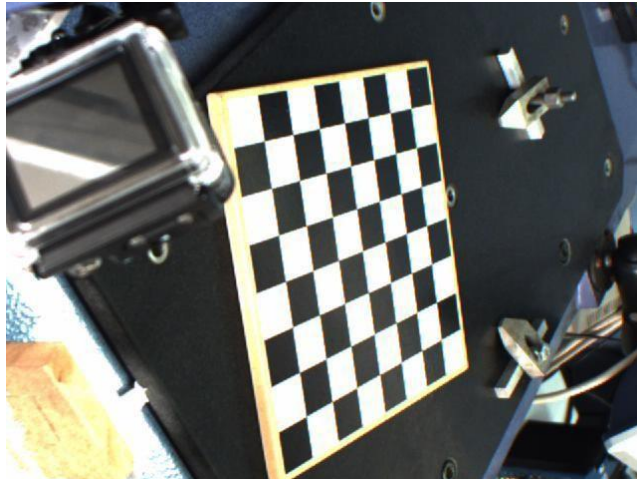


Figura A4 – Padrão de calibração na posição 4.

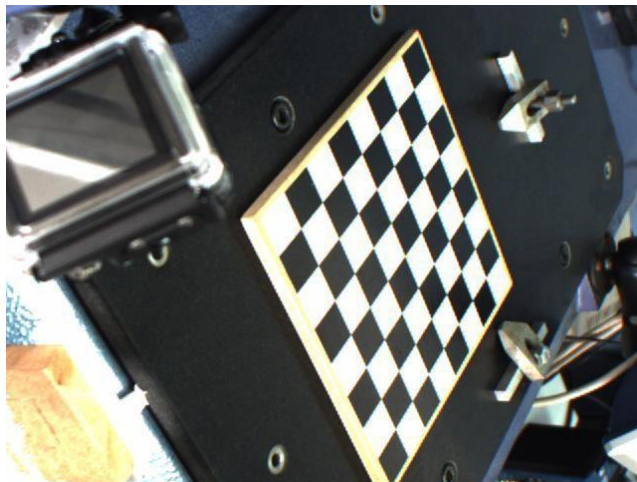


Figura A5 – Padrão de calibração na posição 5.

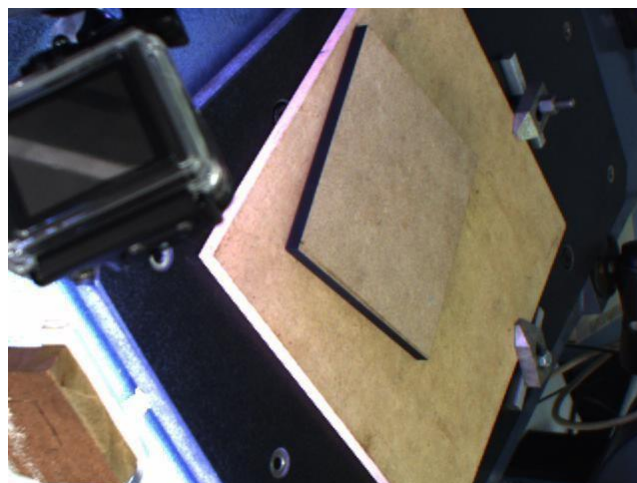


Figura A6 – Peça na posição 1

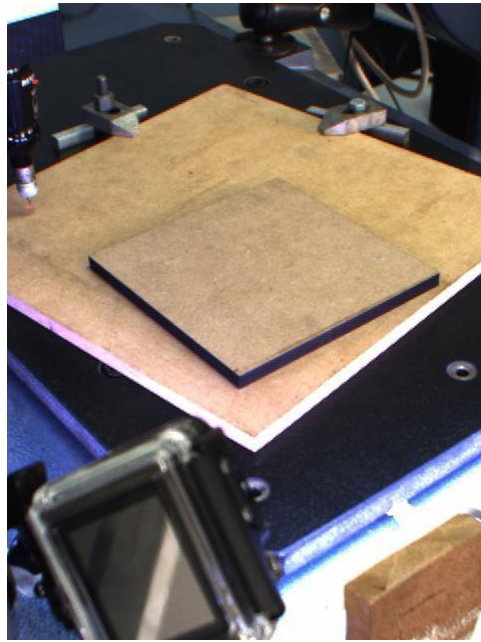


Figura A7 – Peça na posição 2.

Apêndice B - Imagens adquiridas com a câmara GoPro

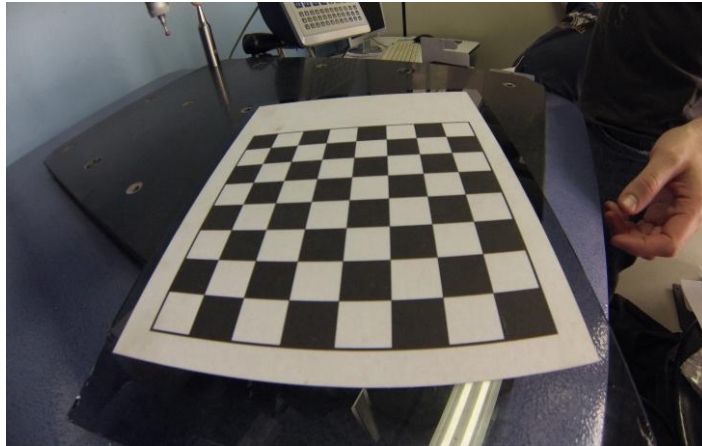


Figura B1 – Padrão de calibração na posição 1



Figura B2 – Padrão de calibração na posição 2



Figura B3 – Padrão de calibração na posição 3

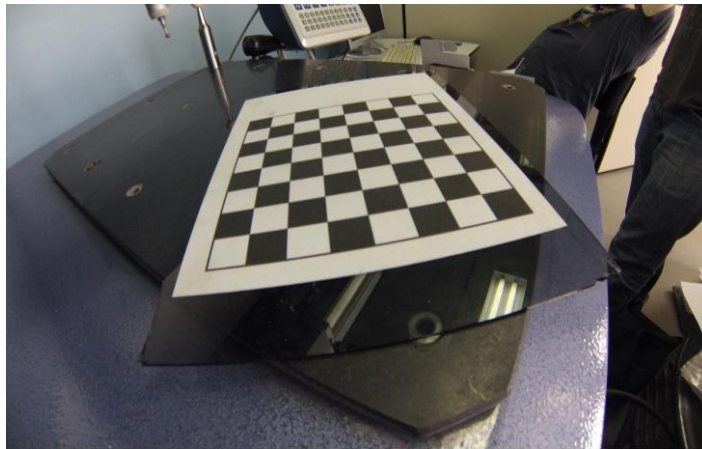


Figura B4 – Padrão de calibração na posição 4



Figura B5 – Padrão de calibração na posição 5

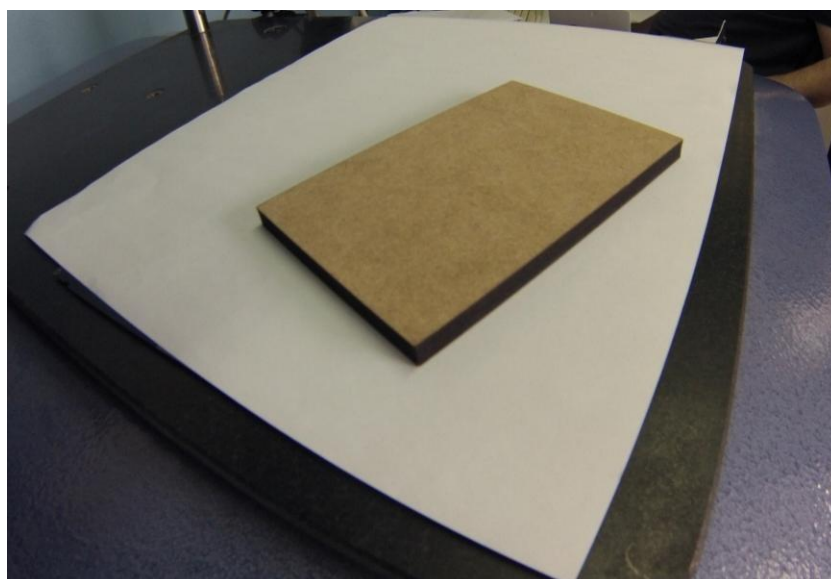


Figura B6 – Peça na posição 1



**Figura B7 – Peça na
posição 2**