

COBEF2023-0318

AVALIAÇÃO DA INCERTEZA DE UM SISTEMA DE MEDIÇÃO POR VISÃO COMPUTACIONAL DE BAIXO CUSTO UTILIZANDO O MÉTODO DE MONTE CARLO

David Lelis Filho

Pedro Bastos Costa

Alexandre Mendes Abrão

Antônio Augusto Torres Maia

João Gustavo Lôbo Tomaz

Universidade Federal de Minas Gerais, Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha, Belo Horizonte – MG

davidlelisdlf@ufmg.br

pedro@demec.ufmg.br

abrao@demec.ufmg.br

aamaia@ufmg.br

gljtjoao@ufmg.br

Resumo: A utilização de métodos de visão computacional para a medição de dimensões permite obter valores precisos do mensurado, com repetibilidade muitas vezes não alcançada usando-se métodos convencionais. Estes aspectos em conjunto com a digitalização das informações tornam esta abordagem adequada para ser utilizada na Indústria 4.0. Um fator importante para garantir a exatidão desse método é a calibração do sistema, que depende da qualidade e processamento da imagem capturada, dos parâmetros intrínsecos e extrínsecos da câmera, do tamanho de pixel, entre outros. Além disso, o cálculo de incertezas proporciona um maior conhecimento sobre a qualidade do resultado de medição e técnicas computacionais viabilizam a utilização de métodos iterativos para se estimar a incerteza. Um aspecto que pode ser limitador do uso da visão computacional para a medição é o custo do equipamento necessário para a aquisição e processamento das imagens. O desenvolvimento de alternativas de custo reduzido e com exatidão adequada para a aplicação pode ser um fator importante para a popularização da técnica, principalmente em indústrias de pequeno e médio porte. O objetivo desse trabalho é avaliar a incerteza de medição de um sistema de visão computacional de baixo custo, baseado na aplicação dedicada de uma Raspberry Pi. O sistema de visão computacional proposto foi calibrado utilizando um paquímetro e, para validação, seus resultados foram comparados com medições feitas por um microscópio óptico. O mensurando utilizado foi o passo de três parafusos distintos. O programa instalado na Raspberry Pi é responsável pelo tratamento da imagem capturada, aplicação dos filtros para remoção de ruído e detecção de bordas, cálculo do tamanho de pixel e determinação das dimensões do mensurando. Para a avaliação das incertezas de medição foi utilizado o método de Monte Carlo, considerando a incerteza associada a calibração do paquímetro, a variações de iluminação e a detecção de bordas. Por fim, os resultados encontrados utilizando o sistema proposto em comparação aos resultados obtidos pelo microscópio óptico foram considerados satisfatórios segundo o teste de erro normalizado.

Palavras-chave: visão computacional, incerteza de medição, Monte Carlo, sistema embarcado, Raspberry Pi.

1. INTRODUÇÃO

A inspeção física de peças é demorada e cara, fazendo com que as empresas de manufatura atualmente prefiram o controle de lote ao controle sistemático devido ao seu custo e desempenho que pode ser alcançado. Porém, o controle em lotes tem uma grande desvantagem, pois produtos defeituosos podem chegar ao consumidor, resultando em custos indesejados para a empresa. O controle sistemático é a prática ideal para garantir que todos os produtos estejam em conformidade com as características de qualidade desejadas (Dreyfus *et al.*, 2021).

As ferramentas de metrologia virtual têm hoje um papel fundamental na avaliação da qualidade da produção, controle e amostragem dinâmica. E seu objetivo é estimar parâmetros importantes para a produção e avaliação da qualidade, que podem ser caros ou difíceis de mensurar (Maggipinto *et al.*, 2018).

A visão computacional está relacionada com maneiras de um computador ou qualquer máquina conseguir ver através do ambiente. Portanto, a ciência da visão computacional aborda técnicas de processamento de imagens para extrair e processar características importantes de objetos e do ambiente em que se encontram (Pedra *et al.*, 2013). Um exemplo de informação que pode ser extraída é a dimensão de um determinado objeto em relação a outro do mesmo ambiente.

Na manufatura o produto final deve possuir e garantir as características desejadas pelo cliente. Produtos como os parafusos possuem medidas que devem estar bem definidas e padronizadas, ou seja, há a necessidade de controle da qualidade do produto final antes de ser entregue ao cliente. Para isso, a visão computacional permite que a qualidade do produto de cada unidade de produção seja monitorada em tempo real, preservando a eficiência do processo (Dreyfus *et al.*, 2021).

Segundo Costa *et al.* (2015), a visão computacional faz com que as máquinas possam tomar decisões analisando imagens e seu uso em qualquer processo geralmente obedece às seguintes etapas: aquisição; segmentação; extração de recursos; reconhecimento; classificação e tomada de decisão. Para sistemas de controle e monitoramento, as informações obtidas a partir de uma imagem podem ser qualitativas ou quantitativas. Em aplicações qualitativas a informação de interesse é um dado que apresenta alguma característica da imagem, enquanto que para aplicações quantitativas, como o caso do presente estudo, a informação de interesse é algum dado numérico extraído diretamente da imagem.

O objetivo desse trabalho é calibrar um sistema de visão computacional e realizar medidas de passo de parafusos, utilizando uma Raspberry Pi modelo 3. Para isso, foi desenvolvido o software que realiza a integração do sistema de aquisição de imagens com uma interface gráfica. O algoritmo foi desenvolvido na linguagem Python e o sistema foi calibrado utilizando um paquímetro. Para avaliação das incertezas de medição foi utilizado o método de Monte Carlo. A validação do sistema foi feita realizando medidas de passo de 3 parafusos distintos e comparando com as medições realizadas através de um microscópio óptico.

2. METODOLOGIA

2.1. Procedimentos para medição

A Raspberry Pi é responsável por armazenar e executar o software que realiza a medição. A captura da imagem é feita por uma Câmera Module v2 e a cena é iluminada por uma lâmpada de LED, como indicado na Fig. 3. Os objetos a serem mensurados são um paquímetro (utilizada para calibrar o tamanho de pixel do sistema) e 3 parafusos (utilizados para validação do sistema). Além disso, para que o operador consiga fazer alterações e leituras no programa a Raspberry Pi é controlada através de um sistema de VNC (Virtual Network Computing).

A iluminação da cena é feita por uma lâmpada de LED, seu uso de forma a iluminar diretamente o paquímetro não se mostrou uma alternativa interessante, pois a iluminação direta com intensidade forte causa uma superexposição deixando a imagem branca e sem informação. Dessa forma, a lâmpada foi posicionada atrás do objeto (como por exemplo o paquímetro da Fig. 1) e uma folha branca reflete essa luz no objeto de forma mais suave.

Uma base com deslocamento preciso foi utilizada para ajustar a distância entre a câmera e o objeto de interesse, como mostra a Fig. 1. Esse ajuste de distâncias auxilia a encontrar o plano de foco da câmera e desse modo alcançar uma imagem mais nítida. A distância entre a câmera e o plano de foco é igual a 28 mm.

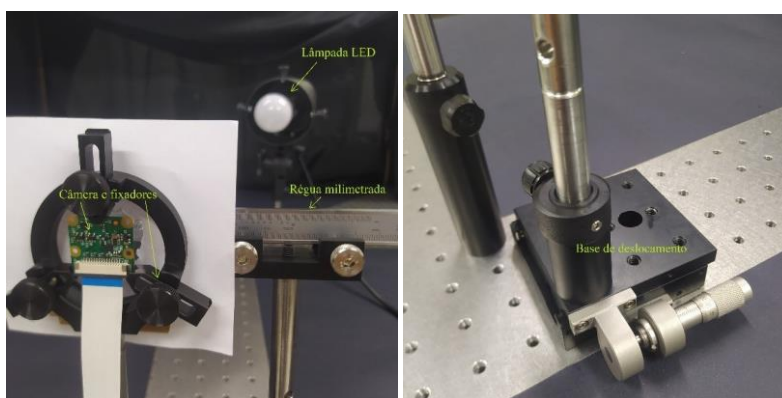


Figura 1. Montagem da bancada.

Para a captura das imagens dos parafusos foi adicionado mais uma lâmpada LED, iluminando o parafuso lateralmente de forma que os picos dos filetes da rosca geraram uma reflexão que facilitou a detecção das suas bordas, como mostra a Fig. 2. Dessa forma, o algoritmo realiza a medição de pico a pico para determinar o passo do parafuso. Além disso, o parafuso foi posicionado de forma que o plano do paquímetro estivesse alinhado com o seu centro.

As medições realizadas pelo sistema proposto foram comparadas com medições realizadas por um microscópio óptico (Fig. 3), em que foram feitas medidas de pico a pico para se encontrar o passo dos parafusos. Para essa medição o pico do filete de rosca foi identificado e usado como referência de distância para o próximo pico e isso se repetiu até que todas distâncias entre picos fossem medidas. Então, foi calculada a média e o desvio padrão dessas medições.



Figura 2: Capturas para (a) parafuso 1, (b) parafuso 2 e (c) parafuso 3.

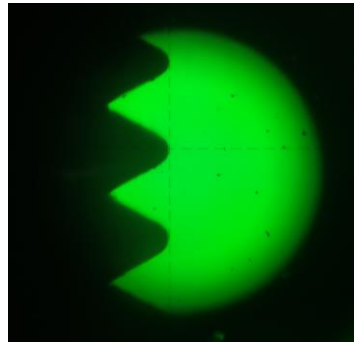


Figura 3: Exemplo de visualização do microscópio óptico utilizado.

2.2. Distorção de lente

Os parâmetros físicos da câmera são comumente divididos em parâmetros extrínsecos e intrínsecos. Parâmetros extrínsecos são necessários para transformar as coordenadas do objeto em um quadro de coordenadas centralizado na câmera. Em sistemas com mais de uma câmera, os parâmetros extrínsecos também descrevem a relação entre elas. Já os parâmetros intrínsecos incluem a distância focal (em pixels), o centro óptico (em pixels) e o coeficiente de inclinação (Heikkila; Silven, 1997).

Os parâmetros intrínsecos da câmera utilizada estão dispostos na Eq. (1):

$$M = \begin{bmatrix} f_x & s & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2714,3 & 0 & 1640 \\ 0 & 2714,3 & 1232 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Em que:

f é a distância focal;

c é o centro óptico;

s é o coeficiente de inclinação.

O modelo da câmera estenopeica é baseado no princípio da colinearidade, onde cada ponto no espaço do objeto é projetado por uma linha reta através do centro de projeção no plano da imagem. Para realizar o processo de calibração, as equações de colinearidade são utilizadas juntamente dos modelos paramétricos dos efeitos das distorções (Campos *et al.*, 2015).

Distorções de lente tornam a imagem capturada por uma câmera diferente de uma imagem ideal. Algumas das formas de distorção de lente são a radial, tangencial e de prisma fino. A distorção radial é a parte mais significativa da distorção de lente e muitos pesquisadores lidam apenas com ela (Wu *et al.*, 2015), além disso, o alinhamento da câmera em relação ao mensurando foi feito de forma a se evitar a distorção tangencial, portanto esse artigo lida somente com a distorção radial. Este tipo de distorção é causada por uma ampliação inconsistente no campo de visão. Como exposto por Brown (1971), a quantidade de distorção radial é circularmente simétrica em relação ao centro óptico, o que significa que não há distorção no centro óptico, ou seja, quanto mais distante o ponto da imagem estiver do centro, maior será a distorção. Além disso, ao se aumentar a distância entre a câmera e o plano de foco, também há um aumento da distorção radial.

A distorção radial pode ser aproximada utilizando as Eq. (2), (3) e (4) (Heikkila; Silven, 1997):

$$x_d = x(1 + k_1 * r^2 + k_2 * r^4 + k_3 * r^6) \quad (2)$$

$$y_d = y(1 + k_1 * r^2 + k_2 * r^4 + k_3 * r^6) \quad (3)$$

$$r^2 = x^2 + y^2 \quad (4)$$

Em que:

x e y são as coordenadas normalizadas dos pixels da imagem sem distorção;

x_d e y_d são as coordenadas normalizadas dos pixels da imagem com distorção;

k_1 , k_2 e k_3 são os coeficientes de distorção radial.

Reescrevendo as Eq. (2), (3) e (4) em função de k_1 , k_2 e k_3 para n pontos na imagem, obtém-se a Eq. (5). O sistema linear da Eq. (5) é do tipo $Ax = b$, sendo A uma matriz de $2n$ linhas por 2 colunas, ou seja, o sistema é sobredeterminado e é necessário se aplicar o método de mínimos quadrados para ser resolvido.

$$\begin{bmatrix} r_1^2 & r_1^4 \\ r_1^2 & r_1^4 \\ r_2^2 & r_2^4 \\ r_2^2 & r_2^4 \\ \vdots & \vdots \\ r_n^2 & r_n^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{d1}/x_1 - 1 \\ y_{d1}/y_1 - 1 \\ x_{d2}/x_2 - 1 \\ y_{d2}/y_2 - 1 \\ \vdots \\ y_{dn}/y_n - 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Os pontos utilizados para estimar o valor dos coeficientes k_1 , k_2 e k_3 foram obtidos posicionando o paquímetro em diferentes posições ao longo da imagem, como pode ser visto na Fig. 4. A escala do paquímetro foi utilizada como referência para identificação dos n pontos na imagem com distância de 1 mm para pontos pertencentes a mesma linha. E a quantidade de pixels para 1 mm no centro da imagem foi utilizada como referência para se estimar as coordenadas dos pontos na imagem sem distorção, visto que no centro óptico a distorção radial é nula.

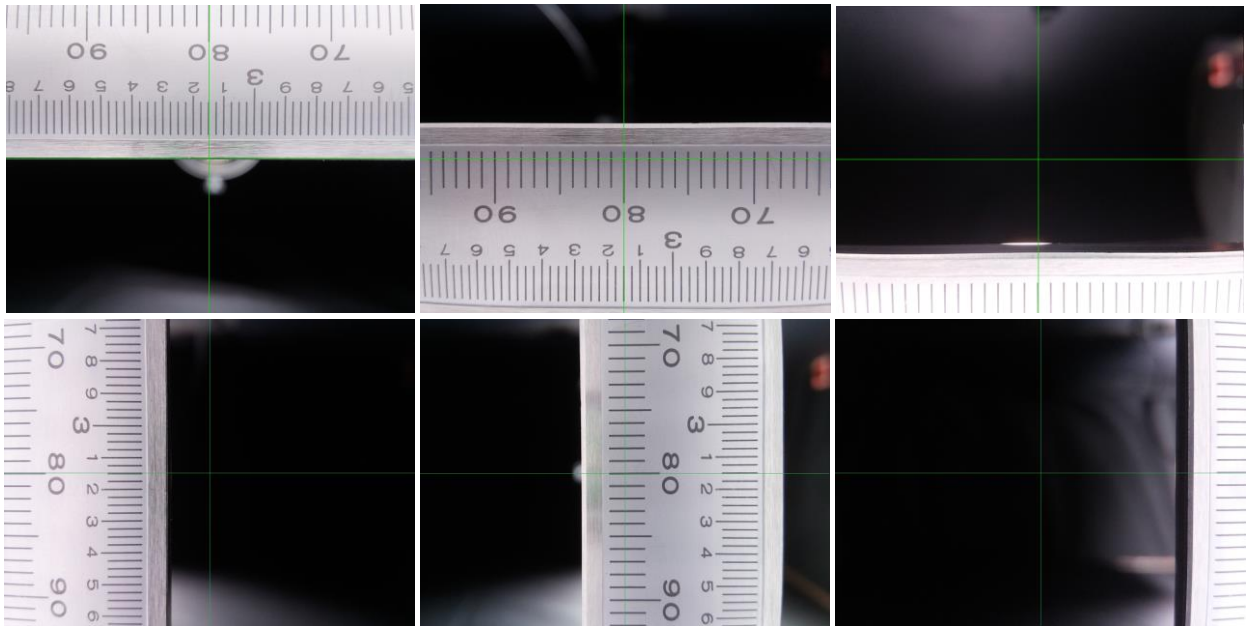


Figura 4. Diferentes posições do paquímetro na vertical e horizontal ao longo da imagem para avaliação da distorção.

2.3. Tratamento da imagem e tamanho de pixel

Em métodos de visão computacional, a execução de alguns algoritmos de decisão necessita que a imagem seja processada de forma que objetos ou áreas de interesse sejam destacados do restante da imagem, com a finalidade de facilitar seu entendimento. A iluminação da cena representa um fator importante na captura da imagem, visto que a qualidade da imagem pode ser influenciada negativamente por uma fonte de luz sem a intensidade necessária. Lyu *et al.*, (2020) discute sobre problemas como a superexposição local causada pela reflexão irregular da superfície do objeto alvo sob forte luz de fundo, segundo ele em um ambiente natural ou industrial, há uma ampla gama de intensidades de luz, embora não possam ser completamente capturadas pelos dispositivos, devido às limitações das câmeras. Em visão computacional, a superexposição severa ocorre com frequência no caso de restrição de iluminação e alta refletância, podendo causar perda de informações importantes na imagem.

Outro problema comum no tratamento de imagens é o ruído, que ocorre quando um ou mais elementos na cena real comunicam uma mensagem diferente na imagem digital, o que pode afetar negativamente os detalhes da imagem. Portanto, é necessário levar em consideração esse ruído e realizar sua filtragem.

A imagem digital pode ser descrita como uma matriz de $N_1 \times N_2$ elementos no qual $1 \leq n_i \leq N_i$. A função f posiciona em um plano cartesiano cada elemento (pixel) $n_1 \times n_2$, e o valor atribuído a função $f(n_1, n_2)$ é a intensidade de cada pixel. Ao analisar essa função f em uma imagem, podem-se extrair diferentes características como variações de forma, posição e intensidade. De acordo com tais características podem ser feitas modificações na imagem através da filtragem (Leta *et al.*, 2017).

Filtros de suavização, como filtro da mediana e filtro gaussiano, tem como objetivo remover ou reduzir o ruído de uma imagem. O filtro da mediana é um filtro não linear que utiliza a mediana de todos os pixels sob a área do núcleo de convolução e substitui o elemento central por esse valor mediano. Esse filtro é eficaz na redução do ruído impulsivo (ruído sal e pimenta), promovendo menor desfoque na borda em comparação com filtros lineares do mesmo tamanho. Há também o ruído aleatório, que poder ser corrigido utilizando um filtro gaussiano (Petrout; Petrout, 2010).

A detecção de bordas é um processo comumente usado no reconhecimento de imagens digitais, com variados algoritmos criados para essa função. Como as bordas definem o contorno dos objetos encontrados na imagem sua detecção correta é de grande importância. As bordas são regiões de transição na imagem digital, definindo os limites entre objeto e fundo, e entre contornos de objetos que se sobrepõem ou se tocam. Quando as bordas são detectadas, os objetos podem ser localizados e suas propriedades mensuradas, como área, perímetro e forma (Miranda, 2011).

Com a diferença de intensidade entre pixels é possível detectar as bordas em uma imagem, e ela nos permite realizar a distinção entre dois ou mais objetos. Quanto maior a diferença entre níveis de cinza em uma certa região da imagem, mais fácil se detecta a borda. Em imagens de cenas do mundo real, é comum ocorrer uma transição gradual de níveis de cinza que pode tornar a detecção de bordas algo difícil (Miranda, 2011). Para auxiliar essa detecção existem os filtros de acentuação de borda, como o filtro Canny, que é um filtro passa-alta que utiliza três critérios preestabelecidos, para obter melhores resultados (Leta *et al.*, 2017).

A sequência de tratamento de imagem utilizada segue a seguinte ordem (vide Fig. 5):

- Primeiro a imagem é convertida para escala cinza (em que os pixels têm a intensidade de 0 (preto) a 255 (branco));
- aplica-se um filtro da mediana para remoção de ruído impulsivo, como o utilizado por Fernández-Robles *et al.* (2021) e Zhou; Yu (2021) no pré-processamento;
- depois aplica-se um filtro gaussiano para remoção de ruído aleatório, utilizado também por Fernández-Robles *et al.* (2021);
- e por fim é aplicado o filtro Canny para realce de bordas da imagem, utilizado também por Maresca *et al.* (2019), Fernández-Robles *et al.* (2021) e Zhou; Yu (2021).

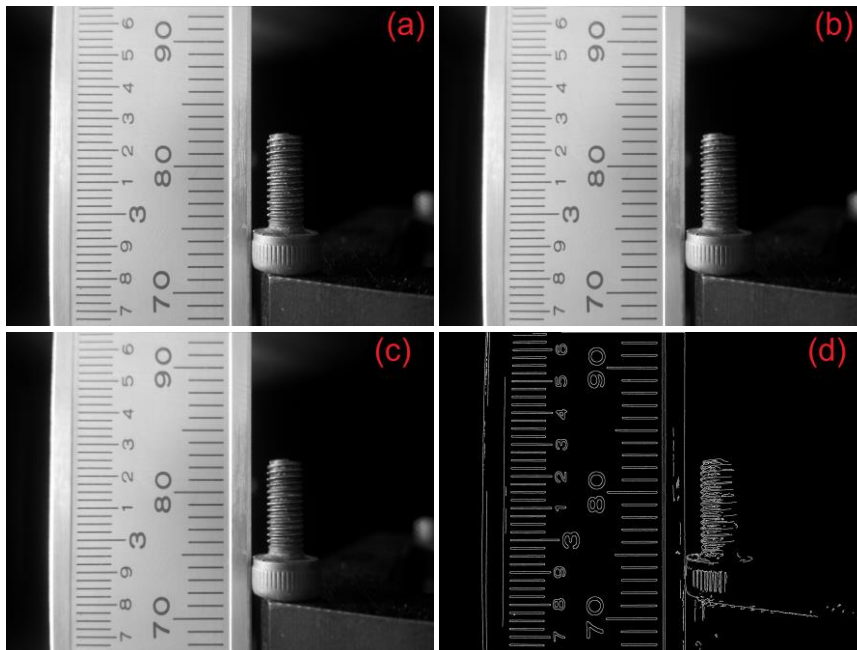


Figura 5. Exemplo da sequência de tratamento da imagem.

Para identificação do pico do filete da rosca, observou-se que ao se utilizar uma iluminação lateral para o parafuso, seu o pico do filete forma um círculo após a aplicação do pré-processamento da imagem. Dessa forma, foi utilizado o método de transformada de Hough, que é um método de extração de características utilizado para detecção de formas básicas, como círculos, elipses e linhas (Mukhopadhyay; Chaudhuri, 2015).

O algoritmo desenvolvido para esse artigo foi escrito na linguagem Python, utilizando a biblioteca OpenCV (Open Source Computer Vision Library) versão 4.6, que é uma biblioteca de código aberto com funções que auxiliam na aquisição, reconhecimento e tratamento de imagens. Diversos autores, como Wu *et al.* (2015), Sajjad *et al.* (2020),

Campos *et al.* (2015) e Ventura *et al.* (2016), também utilizam essa biblioteca como base para estudos envolvendo o reconhecimento de imagens.

Após a calibração da câmera utilizada, o pré-processamento da imagem e a identificação dos objetos nela contida, é possível definir o tamanho de pixel, sendo este procedimento crucial para confiabilidade e exatidão da medição. O fator de escala do sistema é obtido considerando o comprimento real do objeto e quantos pixels esse comprimento ocupa na imagem através da Eq. (6), usada por Thakre *et al.* (2019):

$$Px[\text{mm/pixel}] = \frac{\text{Comprimento na direção } x [\text{mm}]}{\text{Número de pixels na direção } x [\text{pixel}]} \quad (6)$$

Para o sistema proposto o cálculo da Eq. (6) é feito por uma função que recebe a imagem do paquímetro, essa função aplica o tratamento de imagens e a detecção de bordas descritos nas Fig. 5, então se contabiliza quantas linhas foram identificadas na região de interesse. De acordo com essa informação da quantidade de linhas, se relaciona a distância entre elas (1 mm) com a quantidade de pixels identificados na direção medida.

2.4. Incertezas de medição

O cálculo de incertezas proporciona um maior conhecimento sobre a qualidade do resultado de medição e técnicas computacionais facilitam a utilização de métodos iterativos para se estimar a incerteza. O método de Monte Carlo provou ser uma solução eficaz, sendo uma alternativa a métodos tradicionais como GUM e Bayesian (Souza, 2009) (Costa, 2015). Desse modo, para a avaliação das incertezas de medição foi utilizado o método de Monte Carlo, considerando a incerteza associada a calibração do paquímetro, a detecção de bordas e a variações na iluminação.

O sistema foi calibrado utilizando como referência um paquímetro, então sua incerteza associada deverá ser considerada no resultado. Dessa forma os dados de calibração do paquímetro foram coletados no Centro de Estudos Metrológicos (CEMETRO) da UFMG, utilizando um microscópio óptico. E os passos dos parafusos utilizados também foram mensurados utilizando um microscópio óptico, a fim de comparar seus resultados com os resultados obtidos pelo sistema proposto.

Na maioria das imagens capturadas durante a medição, acontece de as bordas do objeto mensurado serem modificadas pela discretização da imagem. Quando a imagem é digitalizada, qualquer parte do pixel que esteja sendo ocupada será preenchida por completo. Portanto deve ser considerada, no cálculo da incerteza, a dúvida devido à aproximação da imagem para um valor inteiro de pixel. Segundo Costa (2015), a estimativa é feita como sendo de 1 pixel e a esta variável atribui-se uma distribuição de probabilidade uniforme pois a probabilidade de o centro da marca estar em um determinado ponto é a mesma para todos os pontos internos a um pixel.

Outro aspecto a ser contabilizado para cálculo da incerteza é a variação na iluminação causada pelo uso das lâmpadas LED. Esse tipo de iluminação possui o efeito estroboscópico que causa variação na captura de diferentes imagens ao longo de um certo período. Desse modo, foi feita a captura de 100 imagens do paquímetro e parafusos com intervalos de 1 segundo entre cada captura, a fim de se mensurar a incerteza relacionada a iluminação. A quantidade de pixels no objeto de interesse foi então obtida e a distribuição normal associada ao desvio padrão do resultado foi calculada.

O esquemático da Fig. 6 mostra como essas incertezas se relacionam até chegar ao resultado para o passo do parafuso. Para o cálculo da incerteza da medida do passo do parafuso tem-se o produto entre o tamanho de pixel e a quantidade de pixels detectados entre os picos dos filetes de rosca do parafuso. Dessa forma, para o tamanho de pixel foram consideradas as incertezas devido a calibração do paquímetro (distribuição normal), detecção de bordas (distribuição uniforme) e variações na iluminação (distribuição normal). Já para a quantidade de pixels detectados entre os picos dos filetes da rosca foram consideradas as incertezas devido a detecção de bordas (distribuição uniforme) e variações na iluminação (distribuição normal).

A simulação de Monte Carlo para o cálculo da incerteza do tamanho de pixel foi realizada através de 10^6 iterações que, conforme o guia do JCGM (2008), possui uma abrangência de 95%, seguindo as distribuições descritas na Fig. 6.

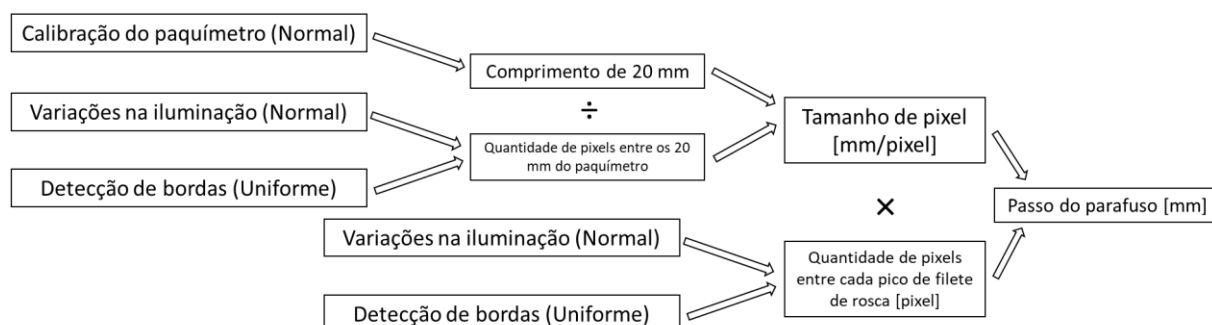


Figura 6. Esquemático da influência das incertezas no resultado de medição.

Para comparação entre os resultados foi utilizado o cálculo de erro normalizado, dado pela Eq. (7) (DOQ-CGCRE-008, 2016):

$$E_n = \frac{X_{calc} - X_{Ref}}{\sqrt{U_{calc}^2 + U_{Ref}^2}} \quad (7)$$

Em que:

X_{calc} é resultado calculado;

X_{Ref} é o resultado de referência;

U_{calc} é a incerteza expandida do resultado calculado;

U_{Ref} é a incerteza expandida do resultado de referência.

Se $|E_n| \leq 1$ considera-se que o resultado calculado é adequado.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1. Calibração do sistema

A calibração do paquímetro foi feita para os traços de 65 mm a 96 mm, que são os traços que aparecem nas imagens capturadas (como da Fig. 3). A principal região de interesse vai da cota de 70 mm até a de 90 mm, que são os 20 mm centrais das imagens coletadas e para essa região a média resulta em 20 mm com desvio padrão de 0,005 mm.

A distorção da lente foi medida como descrito na seção 2.2 e as posições de medição mostradas na Fig. 4 resultaram nos gráficos da Fig. 7, onde se observa a comparação entre os resultados para as imagens antes de depois da correção da distorção radial. Os valores encontrados para os coeficientes de distorção foram de 0,0532 para k_1 , -0,1288 para k_2 e -0,0062 para k_3 , indicando uma distorção do tipo barril, visto que a função $f(r) = 1 + 0,0532r^2 - 0,1288r^4 - 0,0062r^6$ é concava para baixo. A diferença entre os gráficos da Fig. 7 mostram que a correção da distorção radial promove a equalização da quantidade de pixels entre cada milímetro do paquímetro, tornando as medições fora do centro óptico mais adequadas.

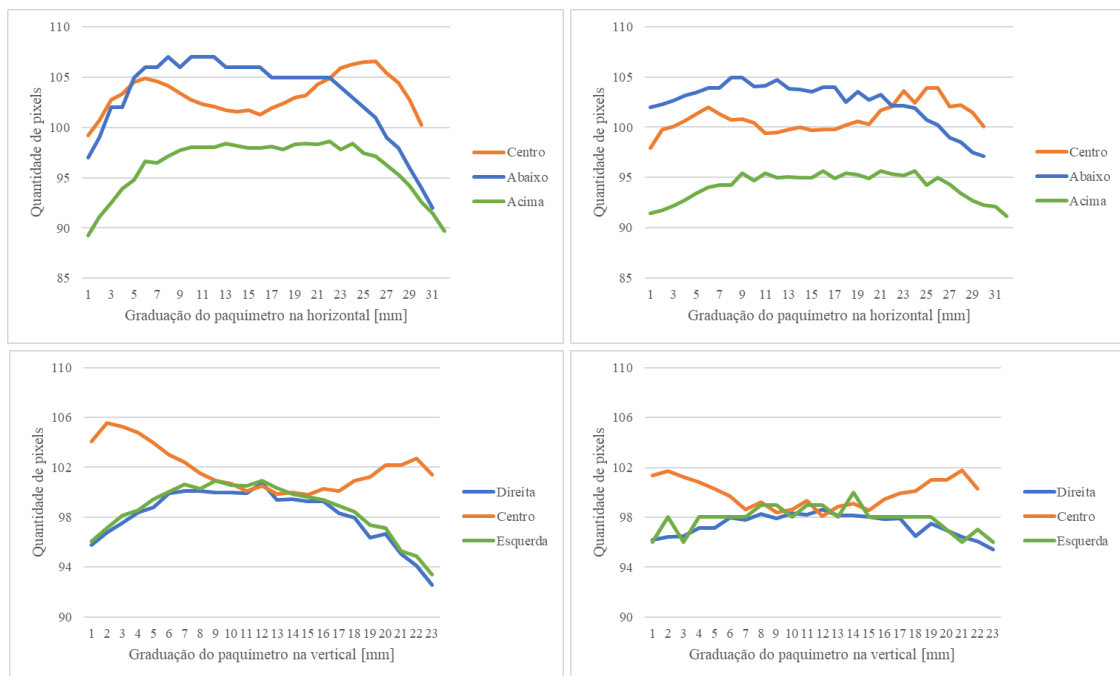


Figura 7. Gráficos que relacionam a quantidade de pixels com a graduação do paquímetro em diferentes posições ao longo da imagem antes de corrigir a distorção radial (gráficos da esquerda) e depois de corrigir a distorção radial (gráficos da direita).

Após a correção da distorção radial o tamanho de pixel foi então calculado como sendo a razão entre o comprimento de $20,000 \pm 0,005$ mm e o resultado para a quantidade de pixels com as incertezas relacionadas a iluminação e detecção de bordas. Para avaliação do resultado levando em consideração a variação da iluminação foi encontrado uma média de

1887 pixels entre os 20 mm centrais da imagem do paquímetro e um desvio padrão de 0,2 pixels. Foi então gerado o histograma da Fig. 8 através de uma simulação de Monte Carlo com 10^6 iterações, resultando em um tamanho de pixel de $0,010599 \pm 0,000004$ mm/pixel.

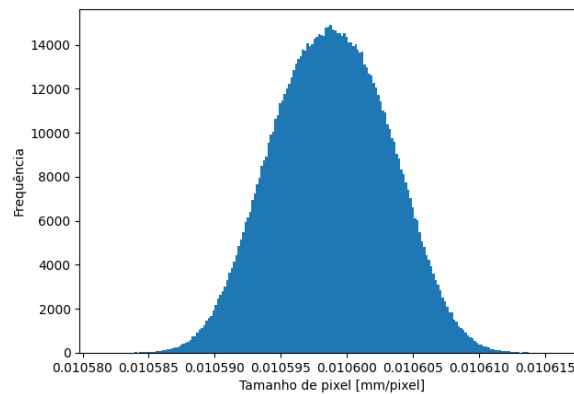


Figura 8. Histograma da simulação de Monte Carlo para o tamanho de pixel.

3.2. Medição de passo dos parafusos

Os resultados de medição do passo dos parafusos utilizando o microscópio óptico estão expostos na Tab. 1:

Tabela 1. Resultados de medição utilizando microscópio óptico.

	Passo [mm]		
	Parafuso 1	Parafuso 2	Parafuso 3
	0,489	0,808	0,997
	0,501	0,790	1,000
	0,510	0,795	0,995
	0,502	0,794	1,003
	0,505	0,793	
	0,491	0,792	
	0,506	0,788	
		0,804	
		0,783	
Média	0,501	0,794	0,999
Desvio Padrão	0,008	0,008	0,003

Os pontos identificados pelo algoritmo como pico do filete da rosca se mostraram visualmente adequados, como pode ser observado na Fig. 9. E foram calculados passos de 0,490 mm com incerteza de 0,006 mm para o parafuso 1, 0,784 mm com incerteza de 0,006 mm para o parafuso 2 e 0,984 mm com incerteza de 0,010 mm para o parafuso 3. As simulações de Monte Carlo com 10^6 iterações resultaram nos histogramas da Fig. 10.

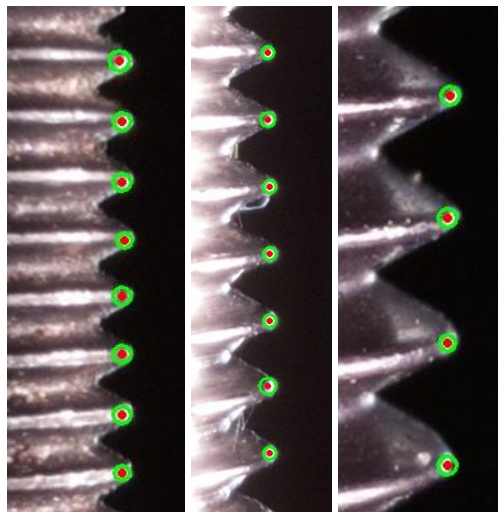


Figura 9. Exemplo dos pontos identificados pelo algoritmo como pico do filete da rosca dos parafusos 1,2 e 3.

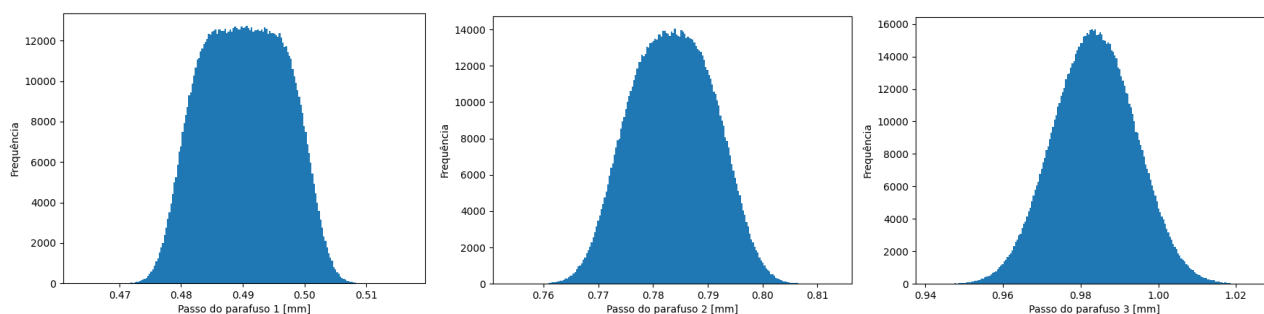


Figura 10. Histograma da simulação de Monte Carlo para os parafusos 1, 2 e 3.

A incerteza relacionada ao tamanho do pixel foi a que menos influenciou no resultado do passo dos parafusos. Já para a incerteza relacionada a iluminação dos parafusos houve uma diferença significativa ao se comparar seus resultados, visto que os parafusos 1 e 2 apresentaram uma incerteza de 0,2 pixels e o parafuso 3 uma incerteza de 0,8 pixels. Isso pode ter ocorrido devido a diferença na espessura do filete de rosca do parafuso 3, que por ser mais espessa, apresenta o ponto reflexivo utilizado para detecção do pico do filete maior em relação aos outros parafusos.

Para a comparação entre os resultados obtidos através das medições no microscópio óptico e os resultados obtidos pelo sistema proposto foi utilizado o cálculo de erro normalizado, através das incertezas expandidas mostradas na Tab. 2. O erro normalizado para o parafuso 1 indicou o valor de 0,76, o parafuso 2 o valor de 0,75 e o parafuso 3 o valor de 0,72, sendo todos valores menores que 1, ou seja, o resultado é considerado satisfatório segundo o teste.

Tabela 2. Comparação entre os resultados obtidos pelo microscópio e o sistema proposto.

	Medições no microscópio			Medições do sistema proposto		
	Parafuso 1	Parafuso 2	Parafuso 3	Parafuso 1	Parafuso 2	Parafuso 3
Resultado	0,501	0,794	0,999	0,490	0,784	0,984
Incerteza Expandida	0,007	0,006	0,005	0,012	0,012	0,020
Erro normalizado	-	-	-	0,76	0,75	0,72

4. CONCLUSÕES

A correção da distorção radial utilizando o paquímetro promoveu uma melhora significativa na deformação da imagem, a estimativa dos coeficientes de distorção foi simples de ser obtida, sendo ainda necessário a comparação com outros métodos como a malha xadrez ou de círculos.

O algoritmo desenvolvido utilizando a biblioteca OpenCV consegue identificar com facilidade os picos de filete de rosca para medição do passo de parafuso, desde que o pico esteja destacado na imagem, o que foi viável ao se utilizar uma luz iluminando os parafusos lateralmente. Assim, foi possível extrair as informações necessárias para a medição de forma correta. Já para a captura das imagens do paquímetro uma iluminação indireta e difusa se mostrou mais interessante ao se evitar a superexposição e perda de informação.

O pré-processamento utilizado foi efetivo ao remover os ruídos da imagem sem que houvesse perda de informação, facilitando o processo de detecção de bordas e melhorando a adaptabilidade do sistema proposto a diferentes capturas de imagem. A análise de incertezas realizada dá uma estimativa da qualidade da medição, que é algo imprescindível em um sistema de visão computacional confiável. Outra vantagem é a facilidade de modificação e atualização do programa, visto que ele foi elaborado com o auxílio de uma biblioteca de código aberto amplamente utilizada, além da possibilidade de acesso remoto ao sistema com o uso do VNC.

A utilização da Raspberry e sua câmera para realizar a captura e execução do programa mostrou bons resultados comparados a utilização do microscópio óptico, isso pode ser comprovado pelo teste de erro normalizado que apresentou resultado satisfatório para o sistema proposto. Além disso, a Raspberry possui vantagens em relação ao microscópio óptico como sua mobilidade e custos mais acessíveis, o que aliado a metodologia utilizada favorece sua implementação em diferentes contextos da indústria.

5. AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001 (Processo nº 88887.699743/2022-00 do Programa DS).

6. REFERÊNCIAS

Brown, D.C. (1971) Close-Range Camera Calibration. **Photogrammetric Engineering**, 37, 855-866.

- Campos, M. B. et al. Análise Comparativa Dos Resultados Obtidos Pelos Métodos De Calibração De Campo Tridimensional E Bidimensional. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 21, n. 2, p. 308–328, jun. 2015.
- Costa, P. B. et al. Measurement Uncertainty Evaluation of the Null Detector Method Using Monte Carlo. **17th International Congress of Metrology**, 2015.
- DOQ-CGCRE-008. **Orientação sobre validação de métodos analíticos: documento de caráter orientativo**. INMETRO, Revisão: 05,Ago.2016.
- Dreyfus, P.-A. et al. Virtual metrology as an approach for product quality estimation in Industry 4.0: a systematic review and integrative conceptual framework. **International Journal of Production Research**, p. 1–24, 21 set. 2021.
- Fernández-Robles, L. et al. Use of image processing to monitor tool wear in micro milling. **Neurocomputing**, v. 452, p. 333–340, set. 2021.
- García-Ordás, M. T. et al. A computer vision approach to analyze and classify tool wear level in milling processes using shape descriptors and machine learning techniques. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 90, n. 5-8, p. 1947–1961, 7 out. 2016.
- Heikkila, J.; Silven, O. A Four-step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction. **IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. 1997.
- JCGM, **Supplement 1 to the ‘Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement’**—Propagation of distributions using a Monte Carlo method JCGM 101:2008, (2008).
- Leta, F. R. et al. **Metrologia por Imagem**. [s.l.] Elsevier Brasil, 2017.
- Lyu, Chengang; Bai, Yang; Yang, Jiachen; Qi, Hao; Ma, Jingjing. An iterative high dynamic range image processing approach adapted to overexposure 3D scene. **Optics And Lasers In Engineering**, [S.L.], v. 124, p. 105831, jan. 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2019.105831>.
- Maggipinto, M. et al. A Computer Vision-Inspired Deep Learning Architecture for Virtual Metrology Modeling With 2-Dimensional Data. **IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing**, v. 31, n. 3, p.376–384, ago. 2018.
- Maresca, P. et al. Evaluation of traceability in continuous 2D measurements employing machine vision systems. **Procedia Manufacturing**, v. 41, p. 922–929, 2019.
- Miranda, José Iguelmar. Detecção de Bordas com Filtro de Difusão Linear Complexa. **XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - Sbsr**. Curitiba, p. 7580-7587. maio 2011.
- Mukhopadhyay, P.; Chaudhuri, B. B. A survey of Hough Transform. **Pattern Recognition**, v. 48, n. 3, p. 993–1010, mar. 2015.
- Nascimento, L. F. A. DO et al. Correção De Iluminação Em Imagens Capturadas Em Ambientes Com Baixa Luminosidade. **COLLOQUIUM EXACTARUM**, v. 14, n. 1, p. 12–21, 30 mar. 2022.
- Pedra, A. V. B. M. et al. Camera Calibration Using Detection and Neural Networks. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 46, n. 7, p. 245–250, maio 2013.
- Petrou, M.; Petrou C. **Image Processing: The Fundamentals**. 2nd Edition, 2010.
- Sajjad, Muhammad; Nasir, Mansoor; Muhammad, Khan; Khan, Siraj; Jan, Zahoor; Sangaiah, Arun Kumar; Elhoseny, Mohamed; Baik, Sung Wook. Raspberry Pi assisted face recognition framework for enhanced law-enforcement services in smart cities. **Future Generation Computer Systems**, [S.L.], v.108, p. 995-1007, jul. 2020. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2017.11.013>.
- Sousa, J.; Silva Ribeiro, Á. The choice of method to the evaluation of measurement uncertainty in metrology. **19th IMEKO World Congress**, v.4, p. 2388–2393, 1 jan. 2009.
- Thakre, Avinash A.; Lad, Aniruddha V.; Mala, Kiran. Measurements of Tool Wear Parameters Using Machine Vision System. **Modelling and Simulation in Engineering**, v. 2019, 2019.
- Ventura, C.E.H.; Aroca, R.V.; Antonialli, A.Í.S.; Abrão, A.M.; Rubio, J.C. Campos; Câmara, M.A.. Towards Part Lifetime Traceability Using Machined Quick Response Codes. **Procedia Technology**, [S.L.], v. 26, p. 89-96, 2016. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.protcy.2016.08.013>.
- Wu, Yubin; Jiang, Shixiong; Xu, Zhenkun; Zhu, Song; Cao, Danhua. Lens distortion correction based on one chessboard pattern image. **Frontiers Of Optoelectronics**, [S.L.], v. 8, n. 3, p. 319-328, 27 jun. 2015. Springer Science and Business Media LLC. <http://dx.doi.org/10.1007/s12200-015-0453-7>.
- Zhou, J.; Yu, J. Chisel edge wear measurement of high-speed steel twist drills based on machine vision. **Computers in Industry**, v. 128, p. 103436, jun. 2021.

7. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.