

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**SISTEMA DE VISÃO MULTIESPECTRAL PARA UMA
PLATAFORMA ROBÓTICA DE INSPEÇÃO
TERMOGRÁFICA EM SUBESTAÇÃO DE ENERGIA**

Flávio Augusto Rezende Calado

Belo Horizonte

Agosto de 2013

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 787

**SISTEMA DE VISÃO MULTISPECTRAL PARA PLATAFORMA ROBÓTICA DE
INSPEÇÃO TERMOGRÁFICA EM SUBESTAÇÕES DE ENERGIA**

Flavio Augusto Rezende Calado

DATA DA DEFESA: 02/08/2013

Universidade Federal de Minas Gerais

Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**SISTEMA DE VISÃO MULTISPECTRAL PARA PLATAFORMA
ROBÓTICA DE INSPEÇÃO TERMOGRÁFICA EM SUBESTAÇÕES
DE ENERGIA**

Flavio Augusto Rezende Calado

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Peterson de Resende

Belo Horizonte - MG

Agosto de 2013

"Sistema de Visão Multispectral para Plataforma Robótica de
Inspeção Termográfica em Subestações de Energia"

Flavio Augusto Rezende Calado

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 02 de agosto de 2013.

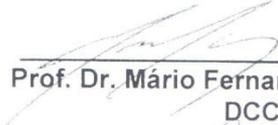
Por:



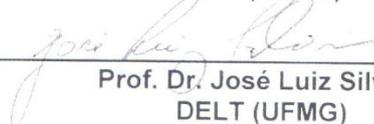
Prof. Dr. Peterson de Resende
DELT (UFMG) - Orientador



Prof. Dr. Roberto Marcio de Andrade
DEMEC (UFMG)



Prof. Dr. Mário Fernando Montenegro Campos
DCC (UFMG)



Prof. Dr. José Luiz Silvino
DELT (UFMG)

C141s

Calado, Flávio Augusto Rezende.

Sistema de visão multiespectral para plataforma robótica de inspeção termográfica em subestações de energia [manuscrito] / Flávio Augusto Rezende Calado. – 2013.
x, 109 f., enc.: il.

Orientador: Peterson de Resende.

Dissertação (mestrado) Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Anexos: f.106-109.

Bibliografia: f. 100-105.

1. Engenharia elétrica – Teses. 2. Termografia – Teses. I. Resende, Peterson de. II. Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia. III. Título.

CDU: 621.3(043)

À Fernanda, minha família.

AGRADECIMENTOS

Aos meus pais, Nilton e Agmar, que me ensinaram seus valores, de quem até hoje ainda aprendo e a quem, por tudo, devo dizer: obrigado meu pai e obrigado minha mãe.

Ao meu orientador, Professor Peterson de Resende, cuja paciência, bom humor e direcionamento fizeram possível a realização deste trabalho.

Ao Professor Roberto Márcio de Andrade que acreditou no meu trabalho e no meu caráter. Sua amizade, sabedoria e incentivo foram essenciais para a realização não só desse trabalho, mas de uma grande mudança na minha vida.

Aos amigos Wagner Ursine, Guilherme Teixeira e Henrique Diniz companheiros de risos, desafios, estudos, trabalhos e adversidades.

A todos os membros das equipes do Labterm e do LRC, aos que estão, aos que já saíram e aos que algum dia chegarão, que com muito esforço e descontração fazem da pesquisa um prazer e que tanto contribuíram para a realização deste trabalho. Em especial aos amigos Selson Gomes, Rafael Ferreira e Leonardo Fonseca que norteiam e inspiram estas equipes.

Em especial à Fernanda minha flor, meu amor, minha razão e minha família. *Niente nella nostra vita è una coincidenza.*

*“O que tu viste amargo,
Doloroso,
Difícil,
O que tu viste breve,
O que tu viste inútil,
Foi o que viram os teus olhos humanos,
Esquecidos...
Enganados...
No momento da tua renúncia
Estende sobre a vida
os teus olhos
E tu verás o que vias:
Mas tu verás melhor...”*

(CÁNTICOS, CECÍLIA MEIRELES)

RESUMO

O monitoramento do desempenho dos equipamentos é fundamental para o planejamento das ações de intervenção de manutenção em qualquer organização produtiva. Em empresas de distribuição de energia elétrica, os equipamentos estão sujeitos a solicitações eletromecânicas que provocam anomalias térmicas indicando possíveis tendências de falha que comprometem seu funcionamento. Devido à utilidade pública dos serviços prestados por estas empresas, interrupções não programadas para manutenção são onerosas e, portanto, desencorajadas. Neste contexto, a Termografia, técnica sem contato de medição de temperatura, se apresenta como uma ferramenta prática e confiável para o monitoramento de sistemas elétricos tornando-se, portanto, alternativa para a construção de sistemas automatizados de inspeção. Entretanto, percebe-se que as tarefas de identificação do equipamento inspecionado, parametrização do processo de aquisição, segmentação e extração do sinal térmico são tarefas complexas e dependem intensamente da aplicação à qual são direcionados estes sistemas automatizados. Esta dissertação apresenta um sistema de visão multiespectral 3D para a realização do monitoramento termográfica de equipamentos de Subestação de Energia em diferentes condições de luminosidade, distância, ângulo de visão e obstruções à visualização integral do equipamento inspecionado. Este sistema realiza a identificação do equipamento inspecionado, ajusta os parâmetros do equipamento de medição, captura e extrai o sinal térmico do equipamento monitorado segmentando, com base em mapas de disparidade, a imagem térmica. Como teste, este sistema foi embarcado em uma plataforma móvel de inspeção e os resultados mostram que a proposta se configura como uma alternativa prática e viável para sistemas autônomos de inspeção termográfica.

Palavras-Chave: *Visão Multiespectral, Visão Tridimensional, Identificação e Localização de Objetos, Termografia.*

ABSTRACT

Performance monitoring of production equipment is essential for maintenance planning of any productive organization. Electric Power production and distribution companies' equipment's are subject to electromechanical requests causing thermal anomalies indicating possible failure trends that compromise their operation. Due to the public nature of the service provided by these companies, unscheduled outages for maintenance are discouraged. In this context, the Thermography, a non-contact temperature measurement technique, presents itself as a practical and reliable tool to electrical systems monitoring becoming, therefore, an alternative to the construction of automated inspection systems. However, it is clear that the task of identifying the inspected equipment, parameterization of the acquisition, segmentation and extraction of the thermal signal is complex and rely heavily on the application to which they are directed. This work presents a multi-spectral 3D vision system for the autonomous thermographic inspection applied to Electric Substations in different lighting conditions, distance, and angle of view dealing also with line of sight obstructions to the inspected equipment. This system is able to identify the equipment under inspection, adjusts the measuring parameters, capture and extracts the thermal signal from the scene based on disparity maps. As a test, this system has been embedded on a mobile platform inspection and the results show that the proposal is a practical and viable alternative to automated thermographic systems.

Keywords: *Multispectral Vision, Tridimensional Vision, Object Identification and Tracking, Thermography*

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| FIGURA 2.1 ESQUEMA DO SISTEMA ELÉTRICO DE POTÊNCIA | 5 |
| FIGURA 2.2 PERFIL ESQUEMÁTICO DE UM SE TÍPICA E SEUS EQUIPAMENTOS..... | 6 |
| FIGURA 2.3 TIPOS DE SUBESTAÇÃO CONVENCIONAL: SE ABRIGADA (A) E SE DESABRIGADA (B) ... | 7 |
| FIGURA 2.4 AUTOMAÇÃO DA TERMOGRAFIA EM SEP: SUSPENSOS POR CABO(A), VEÍCULO TERRESTRE DE INSPEÇÃO(B), ESTACIONÁRIOS (C) E THERMALINSPECTION 724(D) | 10 |
| FIGURA 2.5 CURVA DE CARGA, EM DIA ÚTIL, PARA UM TRANSFORMADOR QUE ATENDE CLIENTES COMERCIAIS E INDUSTRIAIS..... | 11 |
| FIGURA 2.6 CURVA DE CARGA, EM DIA ÚTIL, PARA UM TRANSFORMADOR QUE ATENDE CLIENTES RESIDENCIAIS | 11 |
| FIGURA 2.7 CURVA DE CARGA, EM DIA ÚTIL, PARA UM TRANSFORMADOR QUE ATENDE ILUMINAÇÃO PÚBLICA | 12 |
| FIGURA 3.1 A LOCALIZAÇÃO DA RADIAÇÃO TÉRMICA NO ESPECTRO ELETROMAGNÉTICO | 14 |
| FIGURA 3.2 DECOMPOSIÇÃO DA RADIAÇÃO INCIDENTE | 15 |
| FIGURA 3.3 A DISTRIBUIÇÃO DA RADIAÇÃO TÉRMICA DE UM CORPO NEGRO DE ACORDO COM A LEI DE PLANCK | 16 |
| FIGURA 3.4 COMPONENTES DA RADIAÇÃO CAPTADOS PELA CÂMERA TÉRMICA. | 19 |
| FIGURA 3.5 DIAGRAMA GENÉRICO DE FUNCIONAMENTO DE UMA CÂMERA TÉRMICA | 19 |
| FIGURA 3.6 RESOLUÇÃO ESPACIAL DE UMA CÂMERA TÉRMICA, SEU HFOV, VFOV E IFOV A UMA DISTÂNCIA D | 21 |
| FIGURA 3.7 MFOV DA CÂMERA TÉRMICA: RADIAÇÃO OCUPA APENAS UM SENSOR(A) OU VÁRIOS SENSORES(B) | 22 |
| FIGURA 4.1 PRINCÍPIOS BÁSICOS DA CÂMERA <i>PINHOLE</i> | 25 |
| FIGURA 4.2 MODELO GEOMÉTRICO COM O PLANO DE IMAGEM À FRENTE DO CENTRO DE PROJEÇÃO..... | 26 |
| FIGURA 4.3: DISTORÇÃO DO TIPO “BARRIL” (A) E “ <i>PINCUSHION</i> ” (B) | 28 |
| FIGURA 4.4 RELAÇÕES GEOMÉTRICAS EM UM ARRANJO ESTEREOSCÓPICO COMPOSTO POR DUAS CÂMERAS DE CENTRO O_l E O_r | 29 |
| FIGURA 4.5 OS ELEMENTOS DA GEOMETRIA EPIPOLAR, OS EPIPOLOS <i>el</i> E <i>er</i> , AS LINHAS EPIPOLARES <i>pl</i> E <i>pr</i> | 30 |
| FIGURA 4.6 MAPEAMENTO DE COORDENADAS DO OBJETO P PARA O PONTO q ATRAVÉS DA MATRIZ DE ROTAÇÃO R E DO VETOR DE TRANSLAÇÃO t | 32 |

| | |
|--|----|
| FIGURA 4.7 PADRÕES DE CALIBRAÇÃO (A) TRIDIMENSIONAL (B) BIDIMENSIONAL (C) UNIDIMENSIONAL | 35 |
| FIGURA 4.8 DIFERENÇAS ENTRE OS MAPAS DE DISPARIDADE: IMAGEM ORIGINAL (A) MAPA DE DISPARIDADE DENSA (B) E MAPA DE DISPARIDADE ESPARSA(C) | 37 |
| FIGURA 4.9 VIOLAÇÃO DA SINGULARIDADE: O PONTO $P1$ POSSUI APENAS UM CORRESPONDENTES NAS CÂMERAS (A), JÁ O PONTO $P2$ POSSUI MÚLTIPLOS CORRESPONDENTES NA CÂMERA DIREITA (B)..... | 38 |
| FIGURA 4.10 SITUAÇÕES ADVERSAS DAS IMAGENS TÉRMICAS: DIFICULDADE DE IDENTIFICAÇÃO DO OBJETO INSPECIONADO (A) E OCLUSÃO DO SINAL TÉRMICO DO EQUIPAMENTO INSPECIONADO (B)..... | 45 |
| FIGURA 5.1 ARRANJOS PARA O REGISTRO ENTRE IMAGENS POR REFLEXÃO (A) POR HOMOGRAFIA (B)..... | 52 |
| FIGURA 6.1 INCERTEZA DE CORRESPONDÊNCIA APÓS TRANSFORMAÇÕES..... | 56 |
| FIGURA 6.2 DENSIDADE DE PROBABILIDADE DE UMA VARIÁVEL DO TIPO A COM DISTRIBUIÇÃO NORMAL (A) E DENSIDADE DE PROBABILIDADE DE UMA VARIÁVEL DO TIPO B COM DISTRIBUIÇÃO UNIFORME (B) | 59 |
| FIGURA 6.3 NÍVEL DE CONFIANÇA PARA $k = 1$ (68,27%), $k = 2$ (95,45%) E $k = 3$ (99,73%) PARA UMA DISTRIBUIÇÃO NORMAL..... | 60 |
| FIGURA 6.4 DISTRIBUIÇÃO DE PROBABILIDADE DE LOCALIZAÇÃO DE UM PIXEL (A) E OS INTERVALOS DE CONFIANÇA (B)..... | 62 |
| FIGURA 6.5 INTERVALO DE CONFIANÇA: (A) ZONA DE CONFIANÇA DA IMAGEM SOBRE A CÂMERA CONVENCIONAL (B) ÁREA DE MEDIÇÃO TÉRMICA RESULTANTE DA ZONA DE CONFIANÇA... | 62 |
| FIGURA 7.1 SISTEMA DE VISÃO NA VISTA FRONTAL (A) E O ARRANJO DAS CÂMERAS (B) | 66 |
| FIGURA 7.2 FLUXOGRAMA DO ALGORITMO DE INSPEÇÃO | 68 |
| FIGURA 7.3 SISTEMA DE TESTE: VEÍCULO DE INSPEÇÃO (A) E DISPOSIÇÃO E DISTÂNCIAS DOS EQUIPAMENTOS EM RELAÇÃO AO TRAJETO DO VEÍCULO DE INSPEÇÃO TRANSFORMADOR [B], PARA-RAIOS DE ZnO [C] E LANCE DE CABO COM UMA CONEXÃO TIPO H E UM ISOLADOR [D]. | 69 |
| FIGURA 7.4 PADRÃO DE CALIBRAÇÃO DURANTE A REMOÇÃO DAS ÁREAS NÃO REVESTIDAS (A) E APÓS SER CONFECCIONADO (B) | 71 |
| FIGURA 7.5 IMAGENS E OS PONTOS DE INTERESSE EXTRAÍDOS: CÂMERA ESQUERDA (A) E OS PONTOS DE INTERESSE DETECTADOS (B), UM TERMOGRAMA (C) E OS PONTOS DE INTERESSE DETECTADOS (D)..... | 72 |
| FIGURA 7.6 MONTAGEM DA BANCADA DE CALIBRAÇÃO DE CÂMERAS | 73 |

| | |
|---|----|
| FIGURA 7.7 TRANSFORMADAS REALIZADAS PARA O TESTE DE IDENTIFICAÇÃO: VARIAÇÃO DE LUMINOSIDADE (A-B) DE ESCALA (C-D) E DE PERSPECTIVA (E-F) | 76 |
| FIGURA 7.8 IMAGENS DE REFERÊNCIA UTILIZADAS NO TESTE DE IDENTIFICAÇÃO: TRANSFORMADOR (A) PARA-RAIOS (B) ISOLADOR POLIMÉRICO (C) E CONJUNTO CABO CONEXÃO (D)..... | 77 |
| FIGURA 7.9 REGISTRO DE IMAGEM: IMAGEM ORIGINAL DA CÂMERA BASE (A) TERMOGRAMA APÓS O CÁLCULO DA HOMOGRAFIA (B) E O RESULTADO FINAL (C). | 78 |
| FIGURA 8.1 DETECÇÃO DE PONTOS DE INTERESSE: TRANSFORMADOR (A), PARA-RAIOS (B), ISOLADOR (C) E CONECTOR (D)..... | 82 |
| FIGURA 8.2 MÉDIA DO NÚMERO DE PONTOS DETECTADOS PARA AS TRANSFORMAÇÕES DE INTENSIDADE DAS IMAGENS | 82 |
| FIGURA 8.3 MÉDIA DO NÚMERO DE PONTOS DETECTADOS PARA AS TRANSFORMAÇÕES DE ESCALA DAS IMAGENS..... | 82 |
| FIGURA 8.4 MÉDIA DO NÚMERO DE PONTOS DETECTADOS PARA AS TRANSFORMAÇÕES DE PERSPECTIVA DAS IMAGENS..... | 83 |
| FIGURA 8.5 DETECÇÃO DE CARACTERÍSTICAS EM UMA CONEXÃO POR DIFERENTES MÉTODOS: FAST(A) SURF (B) HARRIS (C) E ORB (D) | 83 |
| FIGURA 8.6 MÉDIA PERCENTUAL DE PONTOS CORRESPONDENTES DETECTADOS NAS IMAGENS DE REFERÊNCIA E NAS IMAGENS DE TESTE DIANTE DA VARIAÇÃO DA ESCALA | 85 |
| FIGURA 8.7 MÉDIA PERCENTUAL DE PONTOS CORRESPONDENTES DETECTADOS NAS IMAGENS DE REFERÊNCIA E NAS IMAGENS DE TESTE DIANTE DA VARIAÇÃO DA INTENSIDADE..... | 85 |
| FIGURA 8.8 MÉDIA PERCENTUAL DE PONTOS CORRESPONDENTES DETECTADOS NAS IMAGENS DE REFERÊNCIA E NAS IMAGENS DE TESTE DIANTE DA VARIAÇÃO DA PERSPECTIVA | 85 |
| FIGURA 8.9. RESULTADOS DO TESTE DE IDENTIFICAÇÃO PARA O CONJUNTO FAST/SIFT/BF: TRANSFORMADOR (A) E (B), TRANSFORMADOR COM OCLUSÃO PARCIAL (C) E (D), PARA-RAIOS (E) E (F) E CONECTOR E ISOLADOR (G) E (H) | 87 |
| FIGURA 8.10 IMAGENS ESTEREOSCÓPICAS RETIFICADAS: IMAGEM CÂMERA BASE (A) E CÂMERA AUXILIAR (B) AMBAS COM AS REGIÕES DE INTERESSE MARCADAS EM VERMELHO..... | 88 |
| FIGURA 8.11 SEGMENTAÇÃO DO MAPA DE DISPARIDADE: TRANSFORMADOR (A), SEU MAPA DE DISPARIDADE (B) E SEU MAPA SEGMENTADO (C). O MESMO TRANSFORMADOR COM VISÃO OBSTRUÍDA POR UMA CHAVE (D) E SEU MAPA DE DISPARIDADE (E) E SEU MAPA SEGMENTADO (F), PARA-RAIOS (G), SEU MAPA DE DISPARIDADE (H) E SEU MAPA SEGMENTADO (I)..... | 89 |
| FIGURA 8.12 REGISTRO DA IMAGENS TÉRMICAS UTILIZANDO A HOMOGRAFIA: TRANSFORMADOR (A) TRANSFORMADOR COM OCLUSÃO (B) PARA-RAIOS (C) E CONECTOR E ISOLADOR (D)..... | 90 |

| | |
|--|----|
| FIGURA 8.13 TERMOGRAMAS SEGMENTADOS: TRANSFORMADOR (A), TRANSFORMADOR COM OCLUSÃO (B) E PARA-RAIOS (C) | 91 |
| FIGURA 8.14 DISTRIBUIÇÃO DOS ERROS EXPERIMENTAIS OBTIDOS PARA A CÂMERA ESQUERDA (A), DIREITA (B) E CÂMERA TÉRMICA (C). VALORES OBTIDOS APÓS O PROCESSO DE CALIBRAÇÃO. | 92 |
| FIGURA 8.15 INTERVALO DE CONFIANÇA DA REPROJEÇÃO ESTÉREO APÓS A COMPENSAÇÃO DA MAGNIFICAÇÃO | 94 |
| FIGURA 8.16 CONECTOR PARALELO A COMPRESSÃO TIPO “H”. | 94 |
| FIGURA 8.17 ÁREA DE MEDIÇÃO CORRIGIDA PELAS INCERTEZAS DE MEDIÇÃO COM CONFIABILIDADE DE 95% | 96 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|---|----|
| TABELA 3.1. FAIXAS DO ESPECTRO INFRAVERMELHO | 17 |
| TABELA 7.1 LISTA DE PARÂMETROS UTILIZADOS NO SGBM | 73 |
| TABELA 7.2 FONTES DE INCERTEZAS DO SISTEMA DE VISÃO | 79 |
| TABELA 8.1 PARÂMETROS PERSONALIZADOS PARA A EXECUÇÃO DO ENSAIO..... | 84 |
| TABELA 8.2 PARÂMETROS ESCOLHIDOS PARA A GERAÇÃO DO MAPA DE DISPARIDADE PELO MÉTODO SGBM..... | 88 |
| TABELA 8.3 ERROS DE CALIBRAÇÃO E INCERTEZAS DE MEDIÇÃO PARA AS CÂMERAS | 92 |
| TABELA 8.4 ERROS DE REPROJEÇÃO HOMOGRAFICA E MAGNIFICAÇÃO ENTRE O TERMOGRAMA E A IMAGEM DA CÂMERA BASE | 93 |
| TABELA 8.5 PROPAGAÇÃO DOS ERROS E INCERTEZAS DO SISTEMA DE VISÃO..... | 93 |
| TABELA 8.6 ERROS E INCERTEZAS ESPACIAIS CONVERTIDAS EM MEDIDAS..... | 96 |

LISTA DE SÍMBOLOS

| | |
|---------------|--|
| G | Irradiância |
| α | Absortividade |
| τ | Transmissividade |
| ρ | Refletividade |
| ε | Emissividade da superfície do objeto |
| S | Sinal capturado pelo detector |
| S_{ob} | Parcela de sinal produzida pela radiação proveniente do objeto |
| S_{atm} | Parcela de sinal produzida pela radiação atmosférica |
| $IFOV$ | A medida da resolução espacial de um sistema de visão |
| $MFOV$ | A medida da resolução espacial de medição de uma câmera térmica |
| $HFOV$ | Campo de visão horizontal da câmera |
| $VFOV$ | Campo de visão vertical da câmera |
| f | Distância focal da câmera |
| x_l | Coordenada x na câmera à esquerda para o cálculo da disparidade |
| x_r | Coordenada x na câmera à direita para o cálculo da disparidade |
| $k_1, -k_5$ | Coefficientes de distorção radial do conjunto óptico de uma câmera |
| $p_1, -p_2$ | Coefficientes de distorção tangencial do conjunto óptico de uma câmera |
| $I_l(x, y)$ | Pixel de coordenada x, y na imagem da câmera à esquerda no arranjo. |
| $I_r(x, y)$ | Pixel de coordenada x, y na imagem da câmera à direita no arranjo. |
| x_p | Coordenada da projeção corrigida no eixo x |
| y_p | Coordenada da projeção corrigida no eixo y |
| c_x | Centro de projeção da câmera no eixo x |
| c_y | Centro de projeção da câmera no eixo y |
| H | Matriz homográfica para transformação perspectiva entre imagens |
| M | Matriz intrínseca dos valores de calibração de uma câmera |
| R | Matrix de rotação entre dois centros ópticos |
| \vec{t} | Vetor de translação entre dois centros ópticos |
| E | Matriz essencial de um sistema de visão estereoscópico |
| F | Matriz fundamental de um sistema de visão estereoscópico |
| α_h | Resolução angular da lente de uma câmera na direção horizontal |

| | |
|------------|--|
| α_v | Resolução angular da lente de uma câmera na direção vertical |
| $AD(x, y)$ | Diferença absoluta para uma coordenada x, y. |
| $SD(x, y)$ | Quadrado da diferença para uma coordenada x, y. |
| $NC(x, y)$ | Correlação Normalizada para uma coordenada x, y. |
| $E(D)$ | Função global de energia para o cálculo da disparidade |
| IM_{cor} | Imagem corrigida após o processo de reamostragem |
| IM_{mag} | Imagem magnificada |
| M_x | Fator de magnificação da imagem no eixo x |
| M_y | Fator de magnificação da imagem no eixo y |

LISTA DE ABREVIÇÕES

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas

SEP – Sistema Elétrico de Potência

SE – Subestação de Energia

NBR – Normas Brasileira Regulamentadora

SGBM – *Semi-global Block Matching*

ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica

CEMIG – Companhia Energética de Minas Gerais

Sumário

| | |
|--|-----------|
| Agradecimentos..... | i |
| Resumo..... | i |
| Abstract..... | ii |
| Lista de Figuras..... | iii |
| Lista de Tabelas..... | vii |
| Lista de Símbolos..... | viii |
| Lista de Abreviações..... | x |
| 1 Introdução..... | 1 |
| 1.1 Organização do Texto..... | 3 |
| 2 Subestações de Energia e a Termografia..... | 5 |
| 2.1 Termografia em Sistemas Elétricos de Potência..... | 7 |
| 2.2 Automação da Termografia em SEP..... | 9 |
| 2.3 Aspectos Relevantes ao Trabalho..... | 10 |
| 3 Termografia..... | 13 |
| 3.1 A Radiação Térmica..... | 14 |
| 3.1.1 Modelo Matemático da Radiação Térmica..... | 18 |
| 3.2 A Câmera Térmica..... | 19 |
| 3.2.1 Tipos de Sensores..... | 20 |
| 3.2.2 Conjunto Óptico e Resolução espacial..... | 20 |
| 3.3 Aspectos Relevantes ao Trabalho..... | 22 |
| 4 Sistemas de Visão..... | 24 |
| 4.1 O Modelo Geométrico de uma Câmera..... | 24 |
| 4.1.1 Lentes: Características e Distorções..... | 27 |
| 4.1.2 Visão Estereoscópica..... | 29 |
| 4.2 Calibração dos Sistemas de Visão..... | 31 |
| 4.2.1 Calibração Estereoscópica..... | 34 |
| 4.2.2 Padrões de Calibração..... | 35 |
| 4.3 Visão 3D e Correspondência Estereoscópica..... | 35 |
| 4.3.1 Taxonomia dos Métodos de Geração do Mapa de Disparidade..... | 39 |
| 4.3.2 Métodos Globais, Locais e Semi-Globais..... | 40 |
| 4.4 Aspectos Relevantes ao Trabalho..... | 44 |
| 5 Reconhecimento de Padrões e Registro de Imagem..... | 48 |
| 5.1 Extração e Seleção de Características..... | 50 |

| | | |
|----------|--|------------|
| 5.2 | Registro de Imagens Multiespectrais | 51 |
| 5.3 | Aspectos Relevantes ao Trabalho | 53 |
| 6 | Avaliação das Incertezas de Medição | 55 |
| 6.1 | Incertezas de Medição | 56 |
| 6.1.1 | Fontes de Incerteza Espaciais em um Sistema de Visão | 60 |
| 6.2 | Avaliação das Incertezas de Medição | 63 |
| 6.3 | Aspectos Relevantes ao Trabalho | 64 |
| 7 | Desenvolvimento e Teste do Sistema de Visão | 66 |
| 7.1 | Descrição do Sistema de Visão | 66 |
| 7.2 | O Algoritmo de Inspeção | 67 |
| 7.3 | A Plataforma de Teste: Simulação da Rotina de Inspeção | 69 |
| 7.4 | Calibração do Sistema de Visão | 70 |
| 7.4.1 | Construção do Padrão de Calibração | 70 |
| 7.4.2 | Procedimento de Calibração | 71 |
| 7.5 | Geração do Mapa de Disparidade | 73 |
| 7.6 | Identificação e Localização | 75 |
| 7.7 | Registro entre Termograma e Imagem Digital | 78 |
| 7.8 | Avaliação das Incertezas Espaciais do Sistema de Visão | 79 |
| 8 | Resultados e Discussões | 81 |
| 8.1 | Resultados da Calibração do Sistema de Visão | 81 |
| 8.2 | Identificação dos Equipamentos | 81 |
| 8.3 | Geração e Segmentação do Mapa de Disparidade | 87 |
| 8.4 | Registro e Segmentação do Termograma | 90 |
| 8.5 | Avaliação dos Erros e Incertezas do Sistema de Visão | 91 |
| 8.5.1 | Erros e Incertezas de Calibração | 91 |
| 8.5.2 | Erros e Incertezas de Reprojecção e Magnificação | 92 |
| 8.5.3 | Propagação dos Erros e Incertezas Espaciais | 93 |
| 8.5.4 | Implicações da Incerteza para o Sistema de Medição | 94 |
| 9 | Conclusões e Trabalhos Futuros | 97 |
| 9.1 | Trabalhos Futuros | 98 |
| | REFERÊNCIAS | 100 |
| | APÊNDICE I | 106 |
| | APÊNDICE II | 108 |
| | APÊNDICE III | 109 |

1 INTRODUÇÃO

A busca por economia é a forma que muitas organizações encontram para garantir sua sobrevivência em um mercado pautado pela competição. Nessa busca, elas geralmente se deparam com uma decisão: aumentar a qualidade, quantidade ou valor dos produtos e serviços fornecidos empregando os mesmos recursos ou manter estes parâmetros reduzindo a quantidade de recursos empregados.

Em empresas que atuam no setor de utilidades (produção e distribuição de energia elétrica, gás e água) a lógica não é diferente. Apesar de prestarem serviços concessionados de utilidade pública e, por isso, sem concorrência direta, são empresas de capital aberto e a pressão dos investidores por dividendos cria uma situação em que seu desempenho econômico afeta diretamente seu valor de mercado e, conseqüentemente, sua capacidade de investimento.

Soma-se a esta situação o fato que estas empresas são impedidas, por força regulamentatória, de dispor de ferramentas gerenciais comuns ao mercado privado como aumento do valor cobrado pelo serviço, expansão da oferta sobre outros mercados consumidores, adequação do quadro de pessoal ou da qualidade do serviço prestado. Sendo assim, o desempenho econômico advém do tamanho do parque produtivo e do custo para mantê-los e, por isso, o monitoramento das condições operacionais e a eficiência da manutenção dos equipamentos se tornam pontos críticos aos objetivos da empresa.

O monitoramento dos parâmetros operacionais do parque produtivo é uma ferramenta imprescindível para o planejamento das ações de intervenção da manutenção. Parâmetros como frequência e amplitude de vibração, temperatura de operação, granulometria de particulado em reservatórios de óleo são algumas das inúmeras fontes de informação utilizadas em modelos que determinam a existência de uma condição anormal, ou um processo de degradação em andamento, que, se não corrigido, evoluirá para uma

falha. A termografia é uma das técnicas de maior relevância para a prevenção de falhas em equipamentos de empresas do setor elétrico.

Ao longo dos anos, diversos trabalhos foram realizados no intuito de melhorar a qualidade da aplicação da Termografia em instalações do Sistema Elétrico de Potência. Tópicos como o estudo da eficácia da técnica em equipamentos específicos (ÁLVARES, 2004), dos fatores que influenciam os resultados da técnica (SANTOS, 2006) e dos modelos matemáticos que relacionam a temperatura com o estágio de degradação e previsão de falha (CHOU e YAO, 2009) são objetos recorrentes de discussão.

Entretanto, como constata Diniz (DINIZ, 2013), a aplicação da Termografia em empresas desse setor é majoritariamente qualitativa, onde as análises são focadas apenas em interpretações visuais e comparações entre equipamentos semelhantes. Outro aspecto relevante é que, devido à relação desigual entre o tamanho do parque produtivo e da equipe disponível para a realização do monitoramento, a Termografia é realizada com frequência insuficiente para permitir uma precisa estimativa do estágio de degradação de cada equipamento.

Neste contexto, a automação do monitoramento termográfico surge como solução aos problemas. Esse interesse deve-se, principalmente, à redução do custo do equipamento de medição, a câmera térmica, à dificuldade de se manter equipes de inspeção suficientes para monitorar as instalações na frequência necessária e à maturidade e confiabilidade das plataformas robóticas. Além disso, a melhoria das redes de informação permite a transmissão *online* do sinal para centros remotos de controle facilitando o processo de análise da informação obtida.

Apesar destes avanços, a realização autônoma da Termografia não é uma tarefa trivial. Para apresentar resultados confiáveis, a técnica depende da correta parametrização do equipamento durante o processo de aquisição, o que significa obter informações sobre o equipamento e sobre as condições ambientais durante a medição.

Além disso, instalações do Sistema Elétrico de Potência apresentam severas restrições ao uso de sistemas de visão dedicados à Termografia. Em sua grande maioria, são ambientes externos susceptíveis às intempéries climáticas e a elevados campos eletromagnéticos, com grande quantidade, variedade e densidade de equipamentos a serem inspecionados.

A presente dissertação aborda o desenvolvimento e teste de um sistema de visão que irá equipar uma plataforma robótica de inspeção termográfica que será utilizado no monitoramento de Subestações de Energia. Este sistema deve ser capaz de identificar o equipamento em inspeção, extraí-lo da cena em diferentes condições, parametrizar e realizar a captura da imagem térmica e segmentá-la respeitando os limites físicos do equipamento.

A motivação para este trabalho é que as soluções apresentadas na literatura geralmente realizam a Termografia somente em seu aspecto qualitativo, buscando somente diferenças térmicas que possam ser visualmente identificadas na imagem térmica, ou priorizam somente a identificação do equipamento e captura da imagem, subestimando a importância da correta parametrização da medição e da extração do equipamento da cena. Outro ponto motivador, pouco explorado na literatura, é a avaliação do impacto que a resolução e as transformações projetivas do sistema de visão têm sobre a confiabilidade metrológica da técnica.

Os objetivos específicos do trabalho são:

- Definir e especificar a composição do sistema visão computacional que seja mais adequada às necessidades da aplicação.
- Definir as principais restrições à identificação e localização dos equipamentos durante a inspeção e escolher a técnica de classificação de padrões com maior precisão.
- Definir e testar a estratégia para segmentação da imagem térmica separando o sinal do equipamento do fundo da imagem e de objetos que obstruam a sua visualização integral.
- Analisar e quantificar as fontes de incerteza do processo de calibração entre as câmeras presentes no sistema de visão e sua influência na área de medição térmica.

1.1 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

Este trabalho foi organizado em nove capítulos. Os seis primeiros são direcionados à apresentação da fundamentação teórica e revisão da literatura. Os capítulos seguintes, capítulos 7 e 8, são dedicados ao detalhamento dos processos de desenvolvimento, teste e resultados do obtidos pelo trabalho. Por fim, no capítulo 9, são apresentadas as conclusões e possibilidades de trabalhos futuros.

Nos capítulos direcionados à fundamentação foi incluído um tópico comum identificado com o mesmo nome de “Aspectos Relevantes ao Trabalho”. Neste tópico são sintetizadas qual a importância do assunto discutido no capítulo em questão para o desenvolvimento deste trabalho.

O Capítulo 2 apresenta as características das Subestações de Energia e de como a Termografia é realizada neste ambiente. São apresentadas também as principais restrições à aplicação da técnica, os estudos direcionados à superação destas restrições e como esta relação é tratada pelas empresas do setor atualmente.

O Capítulo 3 conceitua a Termografia, a radiação térmica, seu posicionamento no espectro de frequências e o funcionamento do equipamento de medição. Neste capítulo são discutidos também os principais fatores de influência sobre o resultado da técnica.

No Capítulo 4 são estabelecidas as bases para a modelagem matemática do sistema de visão, do processo de calibração entre câmeras, inclusive as térmicas, e das transformações geométricas entre as imagens tão necessárias a realização deste trabalho. São apresentados também as técnicas e algoritmos para o desenvolvimento de um sistema de visão tridimensional.

No Capítulo 5 são apresentadas as técnicas de detecção e extração de características e como estas são utilizadas para identificar os equipamentos em questão. Avalia-se também a utilização destas mesmas técnicas para o registro de imagens e como esta auxilia o processo de registro entre as imagens térmica e visível.

No Capítulo 6 são apresentados conceitos de erros e incertezas para a avaliação das incertezas geradas pelas transformações geométricas sofridas pelas imagens durante o processo de calibração, sobreposição e segmentação entre imagens.

No Capítulo 7 o sistema de visão projetado é descrito assim como os algoritmos responsáveis pela calibração, correspondência, identificação e segmentação das imagens térmicas e visíveis. São descritos também os ensaios realizados para a validação do sistema e a metodologia para a análise das incertezas de medição.

Os resultados são apresentados e discutidos no Capítulo 8 e, no Capítulo 9, apresentam-se as conclusões do trabalho e as sugestões de trabalhos futuros para a melhoria das funcionalidades incorporadas e expansão da aplicação do sistema.

2 SUBESTAÇÕES DE ENERGIA E A TERMOGRAFIA

As Subestações de Energia (SEs), conhecidas comumente apenas como Subestações, são unidades responsáveis pela transformação de tensão e corrente do Sistema Elétrico de Potência (SEP). As Subestações estão localizadas nos pontos de conexão entre os subsistemas do SEP, elevando a tensão ou reduzindo novamente a tensão para que ela possa ser distribuída aos consumidores. A Figura 2.1 mostra o esquema do SEP e a localização das SEs.

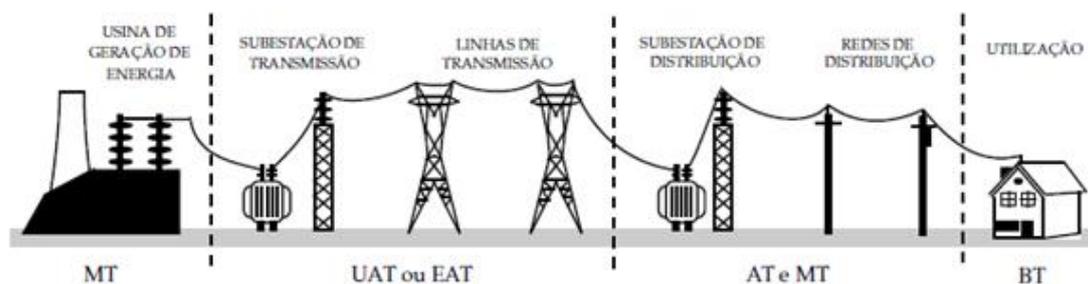


Figura 2.1 Esquema do Sistema Elétrico de Potência
Fonte: (DINIZ, 2013)

As Subestações de Transmissão (SEs elevadoras) são aquelas localizadas entre os subsistemas de geração e transmissão. Sua função é elevar o nível de tensão da energia elétrica gerada de média tensão (MT) para alta tensão (AT), extra-alta tensão (EAT) ou ultra-alta tensão (UAT). Isto é feito com o intuito de reduzir a corrente elétrica que circula nas linhas de transmissão, reduzindo, consideravelmente, as perdas elétricas por efeito joule inerentes ao transporte da energia.

As Subestações de Distribuição (SEs abaixadoras) são aquelas localizadas entre os sistemas de transmissão e de distribuição. Estas unidades são responsáveis pela recepção da energia elétrica proveniente de redes de transmissão e pela redução da tensão para a média tensão (MT) para sua transmissão pela Rede de Distribuição e consequente utilização pelos consumidores (ABRADEE, 2012).

Uma SE típica conta com diversos tipos de equipamentos que servem tanto à tarefa de conversão quanto à segurança e manutenção do processo. Os principais componentes são: o transformador, chaves, seccionadores, disjuntores e equipamentos de mediação e proteção contra raios ou curtos-circuitos. O perfil esquemático de uma SE típica pode ser visto na Figura 2.2.

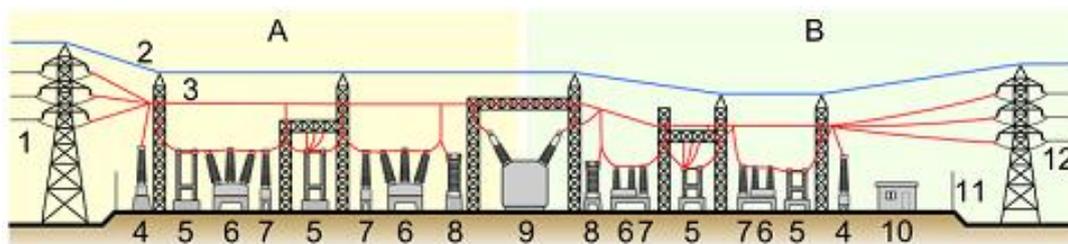


Figura 2.2 Perfil esquemático de um SE típica e seus equipamentos
 Fonte: (ABRADEE, 2012)

A Figura 2.2 mostra os equipamentos e o arranjo de uma SE típica. O equipamento responsável tanto pela elevação como pela redução da tensão elétrica é chamado de transformador (9). Além do transformador, a subestação conta com equipamentos de seccionamento (5) para manobras de manutenção e de situações de contingência, além de disjuntores (6) e equipamentos de medição e proteção do sistema, como medidores de tensão (8), corrente (7) e para-raios (4) (ABRADEE, 2012). Há ainda uma sala de controle (10) que concentram os painéis e demais sistemas auxiliares da subestação, protegida por muros ou cercas (11).

Conectadas às Subestações, estão os fios condutores (3) suportados por estruturas ou torres de transmissão (1, 12) e protegidos de descargas atmosféricas pelo cabo guarda (2).

As Subestações de Energia podem ser tipificadas como convencionais ou isoladas de acordo com o tipo de proteção dado aos seus equipamentos sendo que, nas isoladas, todos os equipamentos ficam dentro de módulos repletos de um gás inerte chamado SF6 (Hexafluoreto de Enxofre).

As Subestações convencionais podem ser classificadas entre desabrigadas e abrigadas. Como o próprio nome diz as subestações abrigadas possuem uma cobertura que as protege das intempéries climáticas, Figura 2.3(a). As subestações desabrigadas, Figura 2.3(b), não possuem esta proteção e, por isto, oferecem mais desafios à aplicação da Termografia, pois a influência da luz solar e demais efeitos do tempo alteram o comportamento térmico dos equipamentos.



Figura 2.3 Tipos de subestação convencional: SE abrigada (a) e SE desabrigada (b)
Fonte: (AES / ELETROPAULO, 2012).

2.1 TERMOGRAFIA EM SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

O emprego da termografia no SEP não é recente. Os primeiros trabalhos nesta área remontam ao final da década de 60 quando os estudos de Ferreti e Giorgio (FERRETI e GIORGIO, 1969) propuseram a utilização da então nova técnica para a inspeção preventiva em sistema de alta tensão.

Atualmente, vários autores se dedicam a identificar e analisar os fatores que influenciam a aplicação da termografia com ferramenta de inspeção em Sistemas Elétricos de Potência. Santos (SANTOS, 2006), estuda as limitações e influências sobre a inspeção termográfica em SEP enquanto Teixeira (TEIXEIRA, 2012) quantifica as incertezas de medição intrínseca e extrínseca da Termografia em conectores elétricos de SE.

Outros autores se dedicam ao estudo das relações físicas de cada componente e seu comportamento térmico propondo a termografia como fonte de informação para modelos de previsão do estágio de degradação. Alvares (ÁLVARES, 2004) analisa o procedimento de inspeção em para-raios de SE enumerando a quantidade e posição das leituras térmicas necessárias ao diagnóstico, já Utami (UTAMI, *et al.*, 2009) procura determinar a condição do transformador através da termografia determinando pontos de leitura em locais específicos da sua carcaça. O para-raios também foi assunto do trabalho de Wanderley Neto (NETO, 2006) que determinou regiões no corpo do para-raios sobre os quais avalia a relação entre a variação interna de temperatura e possíveis falhas internas nos varistores.

No interesse de padronizar o processo de inspeção termográfica, a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) elaborou, em 2004, um glossário para a definição dos termos utilizados na inspeção termográfica, a NBR 15.424 (ABNT, 2004) e, em 2006,

um guia para inspeção de equipamentos elétricos e mecânicos, a NBR 15.572 (ABNT, 2006).

Ambas as referências não possuem caráter normativo e não estabelecem critérios de avaliação ou faixas de medição que sirvam para indicar o estágio de degradação, responsabilidade esta que foi delegada às empresas que utilizam a técnica. Por este motivo, é comum que cada empresa do setor elétrico possua sua própria norma de inspeção e seus critérios de diagnóstico. Um exemplo disso é a recomendação técnica “Termografia Aplicada ao Sistema Elétrico de Potência” (CEMIG, 2011) elaborado pela empresa CEMIG (Companhia Energética de Minas Gerais) para a execução e análise da Termografia.

Esta recomendação rege os procedimentos e critérios de execução da Termografia em Subestações e Linhas de Transmissão em todas as empresas do grupo CEMIG. Ela determina, equipamento a equipamento, como e quando a Termografia deve ser executada.

Analisando este documento, identificam-se alguns aspectos relevantes. O primeiro é que grande parte das análises térmicas é realizada através de um critério amplamente utilizado: a diferença de temperatura, ou, como comumente é chamado, ΔT .

Este critério de diagnóstico avalia comparativamente a temperatura do equipamento inspecionado e a temperatura de um componente similar que esteja sob as mesmas condições. Uma variante deste método de análise, ΔT_{amb} , analisa a diferença de temperatura entre o equipamento e a temperatura ambiente.

Na recomendação, estes critérios são recomendados para cabos, conexões, chaves-seccionadoras, medidores de corrente, medidores de tensão e para-raios. No último caso é utilizado também um critério de variação interna de temperatura com base em termogramas capturados em três ângulos diferentes.

Outro aspecto igualmente importante é a instrução de a inspeção termográfica deve ser realizada após o por do sol e quando a SE estiver operando com carregamento acima de 80% da carga máxima da instalação. Esta recomendação baseia-se no entendimento de que o comportamento térmico dos equipamentos, quando em baixa solicitação, não evidenciam potenciais tendências de falha e de que a energia solar influencia a temperatura dos equipamentos. Essa recomendação é interessante, pois direciona os horários mais propícios para a realização da inspeção.

2.2 AUTOMAÇÃO DA TERMOGRAFIA EM SEP

A automação do processo de inspeção termográfica em Subestações e Linhas de Transmissão é objeto de vários trabalhos. As principais vertentes exploradas são plataformas móveis baseadas em veículos terrestres ou suspensas e equipamentos estacionários.

Pinto (PINTO, *et al.*, 2008) desenvolveu uma plataforma suspensa por cabos para o monitoramento térmico de equipamentos em SEs, Figura 2.4(a). Esse equipamento é equipado com uma câmera térmica e percorre um trajeto externo à instalação. A mesma ideia foi explorada pelo instituto EPRI (*Electric Power Research Insitute*) (EPRI, 2010) no desenvolvimento da plataforma robótica “Ti” que realiza a inspeção térmica em linhas de transmissão sendo suspenso no cabo para-raios.

Wang e Sun (WANG e SUN, 2011), desenvolveram um robô móvel terrestre para inspeção térmica de Subestações chamado *SmartGuard*, Figura 2.4(b). Ele utiliza um sistema de visão composto por duas câmeras, sendo uma câmera térmica e uma câmera digital convencional. Ele se locomove em um caminho pavimentado dentro da SE e se orienta através de marcadores visuais distribuídos ao longo do percurso que possibilitam sua navegação.

A utilização de duas câmeras também foi adotada por Silvino (SILVINO, *et al.*, 2010) no desenvolvimento de um equipamento estacionário para monitoramento de para-raios em SE, Figura 2.4(c). Este sistema identifica o equipamento, o extrai da cena e realiza o diagnóstico com base na diferença de temperatura entre as regiões conforme a recomendação técnica da empresa CEMIG.

A empresa Lumasense Techonology desenvolveu uma unidade estacionária chamada ThermalInspection 724 (LUMASENSE, 2013). Esse equipamento é composto também por duas câmeras montadas sobre um panoramizador, Figura 2.4(d).

Outra iniciativa a cerca deste tópico é um projeto desenvolvido através de um programa de pesquisa da ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica) em conjunto com a empresa CEMIG S/A(Centrais Elétricas de Minas Gerais Distribuição) e UFMG (Universidade Federal de Minas Gerais). Este projeto, cujo codinome é ANEEL-CEMIG D426 PA, propõe a construção de um sistema robótico autônomo para a inspeção termográfica nas Subestações de Energia (SE).

Esta unidade foi projetada para circular entre os equipamentos a uma distância segura, mas mais próxima aos equipamentos a fim de garantir a confiabilidade metrológica da inspeção. A estratégia de inspeção traçada para esta plataforma é que, ao longo do seu percurso, pontos devem ser marcados para a realização da inspeção sendo que cada ponto corresponde a um único equipamento inspecionado.

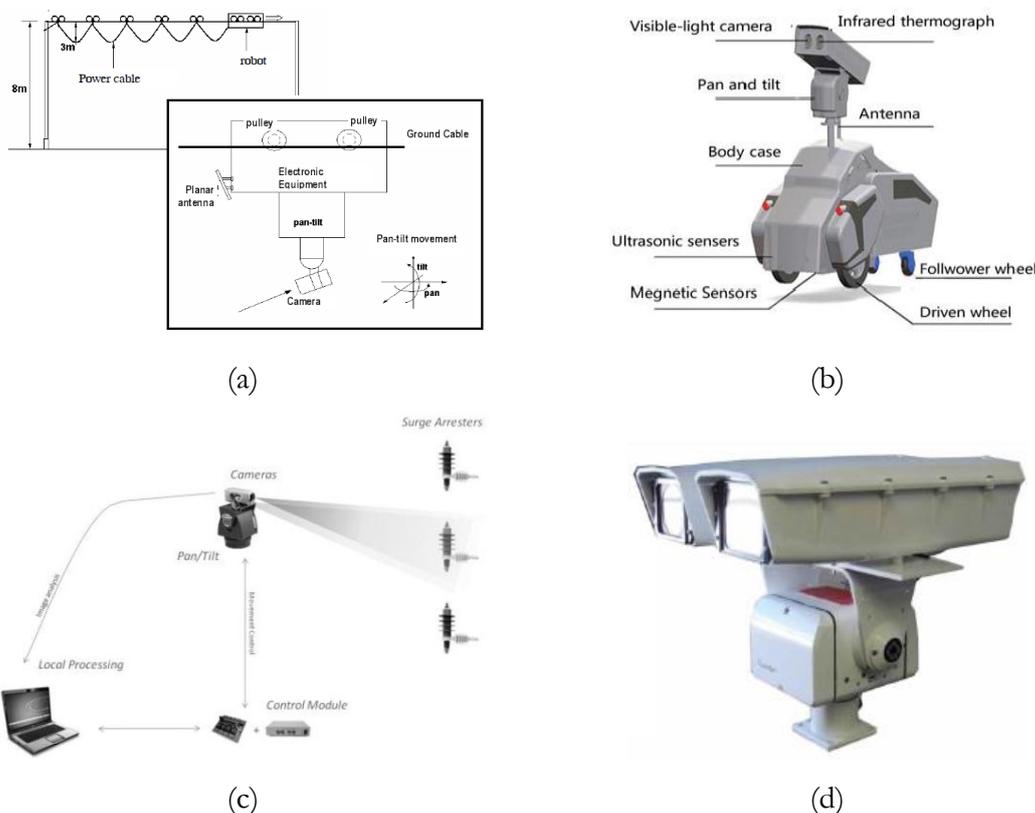


Figura 2.4 Automação da Termografia em SEP: suspensos por cabo(a), veículo terrestre de inspeção(b), estacionários (c) e ThermalInspection 724(d)
 Fonte: (PINTO, *et al.*, 2008), (WANG e SUN, 2011), (SILVINO, *et al.*, 2010) e (LUMASENSE, 2013)

2.3 ASPECTOS RELEVANTES AO TRABALHO

Como os equipamentos das Subestações isoladas se encontram lacradas e dentro de câmaras preenchidas com gás, as alterações térmicas observáveis do seu exterior são pouco significantes. Sendo assim, a utilização da Termografia como técnica de monitoramento dos equipamentos não é recomendada. Logo, deste ponto em diante, serão tratados somente os casos das Subestações convencionais abrigadas e desabrigadas.

A recomendação técnica da empresa CEMIG (CEMIG, 2011) representa bem como estas empresas entendem e aplicam a Termografia em suas instalações. Dentre as instruções apresentadas é que ela orienta seus inspetores a realizarem o monitoramento

preferencialmente duas horas após o pôr do sol para garantir que não haja interferência quando a carga for maior que 80% do seu valor máximo de carga.

Contúdo, estudos mostram que as duas instruções são, às vezes, incompatíveis. O trabalho de Francisquini (FRANCISQUINI, 2006) a respeito da curva de consumo de energia elétrica em centros urbanos mostra que, para consumidores comerciais e industriais, a carga só se aproxima de 80% da carga máxima durante o horário comercial até às dezenove horas, Figura 2.5. Situação diferente da que ocorre em áreas residenciais em que esta condição ocorre somente entre as dezenove horas e vinte e uma horas, Figura 2.6, que, por sua vez, difere também das Subestações que atendem os serviços de iluminação pública em que esta condição ocorre a partir das dezenove horas até às seis horas do dia seguinte, Figura 2.7.

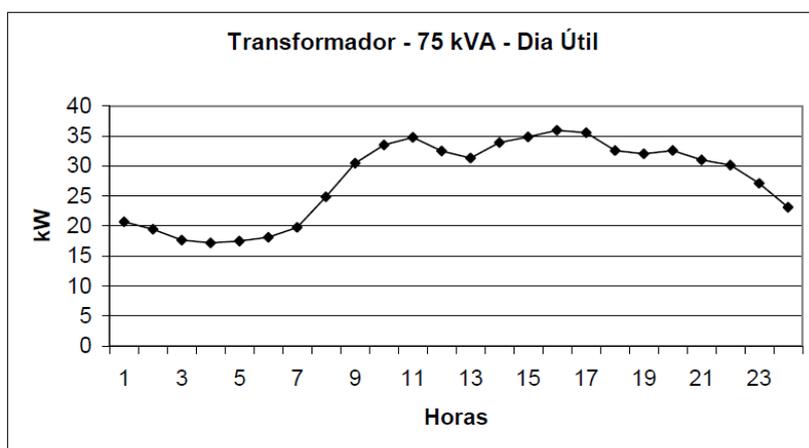


Figura 2.5 Curva de carga, em dia útil, para um transformador que atende clientes comerciais e industriais
Fonte: (FRANCISQUINI, 2006)

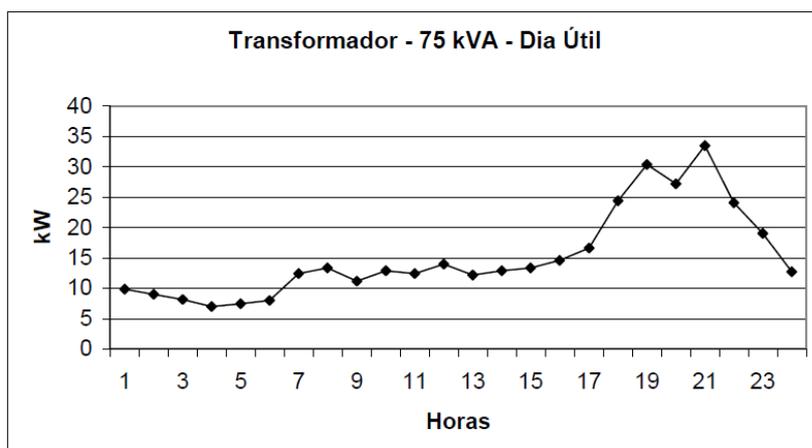


Figura 2.6 Curva de carga, em dia útil, para um transformador que atende clientes residenciais
Fonte: (FRANCISQUINI, 2006)

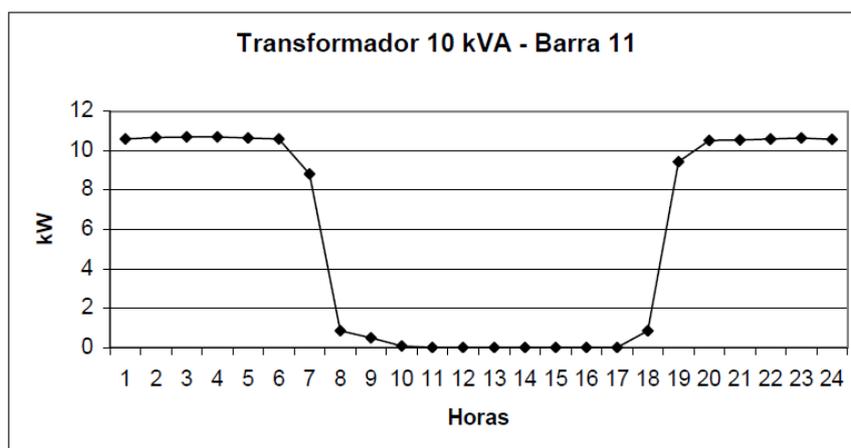


Figura 2.7 Curva de carga, em dia útil, para um transformador que atende iluminação pública
Fonte: (FRANCISQUINI, 2006)

A análise dos resultados deste estudo mostra que, em virtude da região a qual a Subestação está localizada, as inspeções devem ocorrer em diferentes horários durante o dia. Isto influencia o projeto do sistema de visão, pois é necessário que ele identifique, localize, extraia e meça a temperatura em diferentes condições de luminosidade, sendo necessária, inclusive, a inspeção noturna.

Os métodos de diagnóstico descritos na recomendação da CEMIG (CEMIG, 2011), ou nos trabalhos de Utami (UTAMI, *et al.*, 2009) e Wanderley Neto (NETO, 2006) ressaltam, também, a importância de se identificar, localizar e extrair o equipamento da cena. Todos estes métodos realizam o diagnóstico através da extração de regiões ou pontos específicos do equipamento que precisam ser corretamente identificados. Como esta é uma técnica de medição é necessário que, caso haja algum objeto que impeça a localização integral da região de análise, este obstáculo deve ser removido do processo de diagnóstico.

Dada a grande variedade de tipos e dimensões de equipamentos presentes na SE, é necessário avaliar o dimensionamento dos equipamentos do sistema de visão. Objetos muito distantes perdem área de medição térmica, objetos muito próximos podem não ser completamente visualizados impedindo o diagnóstico. Esta relação é consequência da óptica utilizada e da resolução espacial do sistema de visão. No próximo capítulo serão discutidos os fundamentos da Termografia e o funcionamento da câmera térmica.

3 TERMOGRAFIA

O diagnóstico de falhas e anomalias em materiais, componentes e equipamentos é realizado através de ensaios específicos, sejam eles destrutivos ou não destrutivos (TEIXEIRA, 2012). O que se busca nestes testes são informações precisas que permitam a estimativa do estágio de degradação do componente, a um custo razoável, em tempo hábil para a intervenção, com o menor impacto à sua produção e à integridade do mesmo. A temperatura é um dentre os inúmeros parâmetros que podem ser monitorados.

Termografia é o nome dado à técnica de Ensaio Térmico Não Destrutivo, ou NDTE (*Non Destructive Thermal Evaluation*), que consiste na captura, sem contato físico, da radiação térmica infravermelha emitida pela superfície dos corpos através de um equipamento que transforma a energia térmica em pulsos elétricos que, depois de tratados, são exibidos na forma de uma imagem digital que representa o perfil de temperatura de uma determinada região do espaço.

A Termografia pode ser classificada como passiva ou ativa. Termografia Ativa caracteriza-se pela aplicação de um estímulo térmico artificial externo à amostra logo antes da captura da radiação pelo equipamento. Ela é indicada se adequa a situações em que a diferença de temperatura da amostra não oferece informação suficiente para a análise da sua integridade ou comportamento.

A Termografia Passiva caracteriza-se justamente pela não aplicação de estímulo térmico à amostra durante o processo de captura da radiação. Neste caso espera-se que a diferença de temperatura da amostra seja suficiente para sua análise.

De acordo com Clark, McCann e Forde (CLARK, MCCANN e FORDE, 2003), a Termografia se destaca dentre as técnicas de monitoramento pela ausência de contato, não interferindo no funcionamento do equipamento em análise, por não exigir iluminação externa, sendo possível realizar a qualquer hora do dia, por ser capaz de analisar grandes áreas com rápida resposta e ser de fácil compreensão.

O equipamento que integra esses sensores e circuitos recebe vários nomes na literatura, como por exemplo: termovisor, termocâmara, câmera infravermelha, câmera termográfica e câmera térmica. Da mesma forma, a imagem digital gerada por esse dispositivo também recebe vários nomes: imagem radiométrica, imagem térmica e termograma são alguns deles. A nomenclatura adotada neste trabalho é câmera térmica, para identificar o equipamento de medição, e termograma, para identificar a imagem digital gerada por ele.

Construtivamente, a câmera térmica se assemelha muito a uma câmera digital convencional o que pode induzir uma compreensão errada sobre seu funcionamento. No entanto, as semelhanças entre as câmeras térmicas e as câmeras convencionais se encerram neste ponto.

A construção desse equipamento é direcionada ao tipo de radiação a qual se destina: a radiação térmica infravermelha. Isto determina o tipo e material empregado no sensor e lentes utilizados na captura desta radiação e assim como as variáveis e fatores que influenciam a medição. Desta forma, para compreender a câmera térmica é necessário compreender a natureza da onda eletromagnética a qual ela se destina e qual seu impacto sobre a interpretação dos resultados de medição.

3.1 A RADIAÇÃO TÉRMICA

Incropera (INCROPERA, *et al.*, 2007) define a radiação térmica como a energia radiante emitida por um meio relacionada às oscilações e transições de elétrons que, por sua vez, estão relacionadas à temperatura do meio. Esta radiação abrange comprimentos de onda que vão desde o espectro infravermelho, 100 μ m, até o espectro ultravioleta, 10nm.

Figura 3.1



Figura 3.1 A localização da radiação térmica no espectro eletromagnético
Fonte: (SANTOS, 2006)

Em uma superfície semitransparente, a radiação incidente total, chamada irradiância G , é decomposta em três parcelas: a irradiação refletida, absorvida e transmitida. Essas parcelas definem, para um determinado comprimento de onda, três propriedades: a refletividade, transmissividade e a absorptividade do material. A absorptividade (α) é a fração da radiação incidente que é absorvida pelo corpo, a transmissividade (τ) é a fração da radiação que transpassa o corpo e a refletividade (ρ) é a fração da radiação que refletida novamente para o ambiente. Uma ilustração desses fenômenos pode ser vista na Figura 3.2.

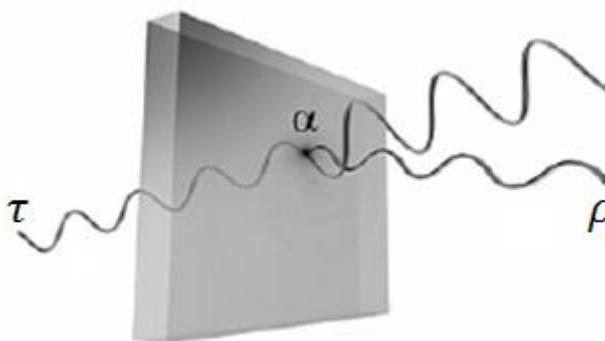


Figura 3.2 Decomposição da radiação incidente
Fonte: (ÁLVARES, 2004)

Desta forma, pode-se deduzir que a irradiância total, em um determinado comprimento de onda, é resultado da soma das três parcelas. Sendo assim:

$$G = \alpha + \tau + \rho = 1 \quad (3.1.1)$$

Onde α é a absorptividade, τ é a transmissividade e ρ é a refletividade.

Em corpos opacos, corpos em que nenhuma radiação em um determinado comprimento de onda o transpassa, ou seja, $\tau = 0$, a equação é simplificada:

$$G = \alpha + \rho = 1 \quad (3.1.2)$$

Para descrever o comportamento radiativo dos corpos reais diante dos diferentes comprimentos espectrais, Max Planck determinou a distribuição espectral de um corpo ideal, chamado de corpo negro, que emitiria a máxima radiação a uma dada temperatura. Esta distribuição mostrou que a máxima emissão de radiação desloca-se para comprimentos de onda mais curtos com o aumento da temperatura tendo como referência a temperatura de zero Kelvin, Figura 3.3.

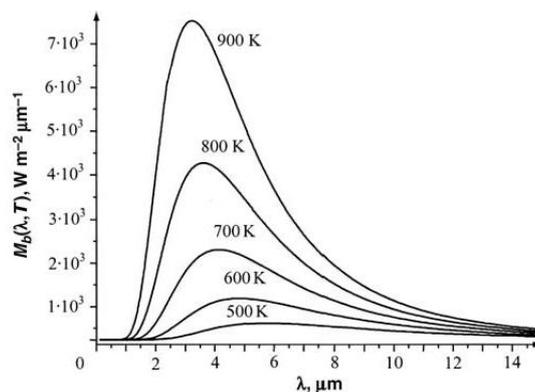


Figura 3.3 A distribuição da radiação térmica de um corpo negro de acordo com a Lei de Planck
Fonte: (MINKINA e DUDZIK, 2009)

Isto significa que, com o aumento da temperatura, a maior parte da radiação térmica é emitida no espectro infravermelho. Além disso, a obtenção desta mesma curva para vários materiais mostrou que os corpos reais possuem comportamento não linear em relação aos comprimentos de onda do espectro.

A integração da curva obtida por Planck para comprimentos de onda zero até o infinito determina a quantidade total de radiação emitida pelo corpo negro em função de sua temperatura. Esta relação, conhecida como a Lei de Stefan-Boltzmann, serve como referência para a emissão total da superfície do material.

Analisando a relação entre a capacidade de um corpo absorver e emitir radiação Gustav Kirchhoff observou que em um corpo de material arbitrário, emitindo e absorvendo radiação eletromagnética térmica em todos os comprimentos de onda em equilíbrio termodinâmico, a razão entre seu poder emissivo e seu coeficiente adimensional de absorção é igual um.

O significado desta afirmação é que, em equilíbrio térmico, o poder emissivo de um corpo é igual a sua absorvidade. O poder emissivo de um corpo em um determinado comprimento de onda recebeu o nome de emissividade.

À medida que os avanços técnicos permitiram a descoberta de novas faixas de frequência criou-se a necessidade de subdividi-las. No espectro infravermelho, que compreende uma faixa extensa de frequências de onda, convencionou-se uma subdivisão que pode ser vista na Tabela 3.1.

Tabela 3.1. Faixas do Espectro Infravermelho

| Faixa | Faixa de Comprimento de Onda |
|---|---------------------------------------|
| <i>Near Infrared</i> (NIR) (infravermelho próximo) | 0.78 μm – 1 μm |
| <i>Short Wave Infrared</i> SWIR (infravermelho de ondas curtas) | 1 μm – 3 μm |
| <i>Mid-Wave Infrared</i> MWIR (infravermelho de ondas médias) | 3 μm – 6 μm |
| <i>Long-Wave Infrared</i> LWIR (infravermelho de ondas longas) | 6 μm – 15 μm |
| <i>Very Long-Wave Infrared</i> VLWIR (infravermelho de ondas muito longas) | 15 μm – 1000 μm |

Fonte: (CHRZANOWSKI, 2010).

Nem todos os equipamentos que operam na faixa do infravermelho realizam Termografia. A diferença entre faixas de frequência propicia capacidades muito diferentes a estes equipamentos.

Alguns equipamentos que operam no infravermelho de ondas médias (*MWIR*), por exemplo, conseguem captar a radiação de gases como o vapor d'água. Neste comprimento de onda, estes gases tem baixa transmissividade e, quando captadas por equipamentos que possuem um conjunto óptico e sensores apropriados, se tornam graficamente visíveis. Estes equipamentos, chamados no mercado de *Gas Finders*, não são apropriados para realizar medições térmicas, mas são utilizados na identificação de vazamento de gases nocivos como, por exemplo, o vazamento de gases em estações de fracionamento de gás (PICKARD e PANCK, 2004).

Equipamentos que operam no infravermelho próximo (*NIR*) ou de ondas curtas (*SWIR*) são comumente utilizados em aplicações de vigilância e defesa. Eles são capazes de identificar diferenças de radiação emitida por diferentes corpos, mas tem baixa capacidade de estimar a temperatura em que esses corpos se encontram. Câmeras térmicas usualmente operam, dependendo do tipo de material se deseja medir a temperatura, no infravermelho de ondas médias (*MWIR*) e longas (*LWIR*), pois, de acordo com a Lei de Planck, são as faixas de frequência onde se concentra a maior parte de radiação térmica infravermelha emitida.

3.1.1 MODELO MATEMÁTICO DA RADIAÇÃO TÉRMICA

A radiação recebida pela câmera térmica é a resultante da emissão, reflexão e transmissão ocorridas em toda a matéria presente entre o corpo e o sensor. Dentre as atenuações mais proeminentes pode-se citar a transmissão e emissão atmosférica, causada pelo espalhamento e absorção da radiação por partículas suspensas no ar, e a transmissão e emissão da óptica da câmera térmica, causada pelos diferentes materiais empregados no sistema óptico do equipamento que provocam atenuação na quantidade de radiação transmitida até os sensores.

Sendo assim, para um cenário de utilização de condições normais, pode-se estabelecer uma relação entre as propriedades do mensurando, as atenuações do meio o sinal captado pelos sensores e a temperatura calculada pelo equipamento através de um modelo matemático. De forma análoga a irradiância total, o sinal capturado pela câmera térmica pode ser calculado pela soma das suas parcelas. Esta relação matemática pode ser vista na Figura 3.3 e deduzida através do modelo de Minkina e Dudzik (MINKINA e DUDZIK, 2009) como:

$$S = \varepsilon TT_{atm} S_{ob} + TT_{atm} (1 - \varepsilon) S_{ref} + (1 - TT_{atm}) S_{atm} \quad (3.1.3)$$

Onde:

S : sinal capturado pelo detector;

ε : emissividade da superfície do objeto;

$(1 - \varepsilon)$: refletividade da superfície do objeto (ρ);

TT_{atm} : transmissividade atmosférica (τ);

$(1 - TT_{atm})$: emissividade atmosférica;

S_{ob} : parcela de sinal produzida pela radiação proveniente do objeto;

S_{ref} : parcela de sinal produzida pela radiação refletida sobre o objeto;

S_{atm} : parcela de sinal produzida pela radiação atmosférica.

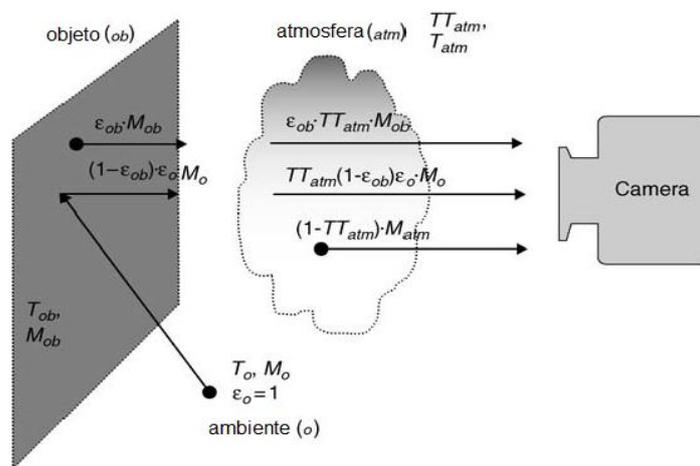


Figura 3.4 Componentes da radiação captados pela câmera térmica.
 Fonte (MINKINA e DUDZIK, 2009)

Importante observar que o erro na escolha dos parâmetros como a emissividade, ϵ , a transmissividade do meio, τ , ou o sinal refletido, S_{ref} , informados durante a aquisição, impactam diretamente no resultado da medição. Teixeira (TEIXEIRA, 2012) quantificou o impacto deste erro e constatou que a emissividade e o sinal (radiação térmica) refletido são responsáveis por cerca de 80% da incerteza de medição.

3.2 A CÂMERA TÉRMICA

A câmera térmica é o equipamento que encapsula todos os componentes necessários à transformação da energia térmica em um termograma. De forma geral, os sensores, i.e. sistema de detecção, recebem a radiação térmica concentrada por um conjunto óptico gerando uma corrente elétrica. Os sinais elétricos gerados pelo sistema de detecção são condicionados e amplificados pelo equipamento gerando uma imagem digitalizada. Um diagrama genérico de funcionamento de uma câmera térmica pode ser visto na Figura 3.5.

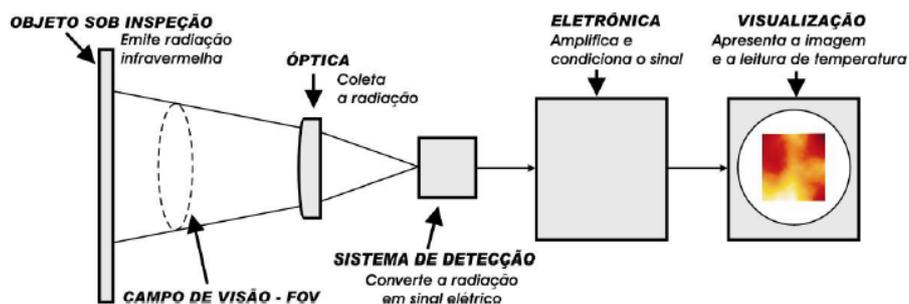


Figura 3.5 Diagrama genérico de funcionamento de uma câmera térmica
 Fonte: (SANTOS, 2006)

3.2.1 TIPOS DE SENSORES

Em termos de classificação, os sensores podem ser agrupados em dois tipos: sensores térmicos e os fotodetectores. Os fotodetectores baseiam seu funcionamento na interação entre a radiação e os elétrons do material. Ao incidir, a radiação provoca uma variação da distribuição de energia dos elétrons provocando um sinal elétrico captado pelo circuito. Apesar de apresentar rápida resposta à radiação e boa relação sinal-ruído, este tipo de sensor possui uma desvantagem prática pela necessidade de se manter resfriado a uma temperatura criogênica ($\sim 70\text{K}$) o que eleva seu custo e dificulta sua operação.

A tecnologia de maior participação no mercado é baseada em sensores térmicos do tipo bolômetros. Os bolômetros são dispositivos que variam sua resistência elétrica de forma proporcional à quantidade de radiação térmica incidente. Apesar de relativamente mais lentos que os fotodetectores na resposta elétrica, estes elementos tem menor custo de produção e não precisam ser resfriados, o que lhes confere grande vantagem competitiva. As câmeras termográficas comerciais atuais utilizam um tipo específico de bolômetro chamados microbolômetros.

3.2.2 CONJUNTO ÓPTICO E RESOLUÇÃO ESPACIAL

O conjunto óptico em termovisores comerciais que utilizam a tecnologia de microbolômetros, onde a incidência de radiação é diretamente transmitida ao sistema de detecção, é composto por materiais refrativos.

Devido à resposta irregular dos materiais ao espectro eletromagnético, materiais especiais são utilizados na sua construção para a captura, de forma regular, da radiação térmica da faixa espectral infravermelha em que a câmera térmica atua. Atualmente, os materiais mais utilizados são o Germânio (Ge), Dióxido de Silício (SiO_2), Seleneto de Zinco (ZnSe), Sulfeto de Zinco (ZnS), Silício (Si) e vidro BK-7.

Ao transmitir a radiação até o interior da câmera térmica, parte da energia radiativa é absorvida pelo seu bloco óptico. Além disso, o conjunto de lentes encontra-se a uma dada temperatura, que pode ser igual ou superior a temperatura ambiente. Consequentemente, a lente também se torna uma fonte emissora de radiação (TEIXEIRA, 2012).

Por este motivo, os termovisores comerciais modernos contam com um sistema para monitorar a temperatura do conjunto óptico e seus efeitos são compensados na

conversão do sinal. A lente também tem papel fundamental na determinação do campo de visão da câmera.

O Campo de Visão, FOV (*Field of View*), determina a extensão observada pela câmera térmica dada uma distância d . Este campo de visão geralmente é retangular tendo valores diferentes de Campo de Visão Horizontal, HFOV (*Horizontal Field of View*), e vertical, VFOV (*Vertical Field of View*). Este valor tem relação direta com a resolução angular do conjunto óptico. Como a resolução angular de uma câmera térmica pode ter valores diferentes nos campos de visão vertical, α_v , e horizontal, α_h , o cálculo é feito separadamente da seguinte forma:

$$HFOV = d \cdot \sin(\alpha_h) \text{ [metros]} \quad (3.2.1)$$

$$VFOV = d \cdot \sin(\alpha_v) \text{ [metros]} \quad (3.2.2)$$

O Campo de Visão Instantâneo, IFOV (*Instantaneous Field of View*), determina qual o FOV para um único elemento de sensor. Na câmera térmica, esta variável representa a menor área em que a temperatura pode ser identificada à mesma distância d . Esta variável é extremamente importante, pois direciona a escolha do conjunto óptico e da resolução da câmera para cada aplicação. Estes parâmetros são ilustrados na Figura 3.6.

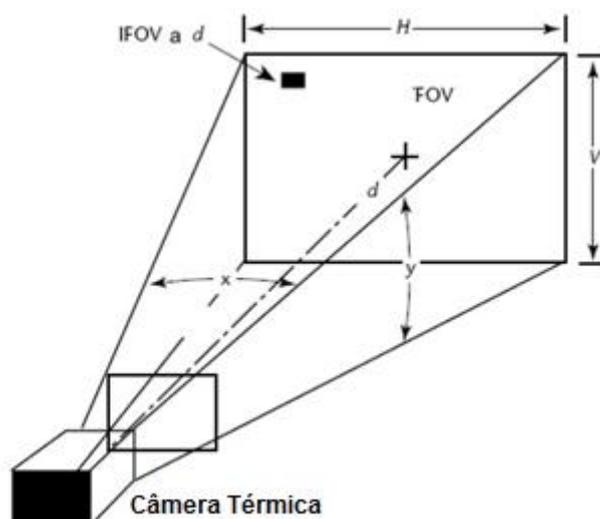


Figura 3.6 Resolução Espacial de uma câmera térmica, seu HFOV, VFOV e IFOV a uma distância d
Fonte: (SANTOS, 2006)

De maneira direta, o cálculo do IFOV é feito dividindo-se o FOV pela quantidade de pixels na direção analisada, Res_{dim} . É importante salientar que, devido à natureza cilíndrica do conjunto de lentes, as medidas de campo de visão são baseadas em coordenadas angulares, por isso, a unidade utilizada é o radiano. Sendo assim:

$$IFOV = \frac{FOV}{Res_{dim}} \quad (3.2.3)$$

Pela mesma relação geométrica, é possível determinar qual a distância máxima, d_{max} , em que um objeto de área A pode ter sua temperatura medida.

$$d_{max} = \frac{A}{IFOV} \quad (3.2.4)$$

A câmera térmica conta, ainda, com um parâmetro chamado MFOV (*Measurement Field Of View*) que determina qual a área mínima para a realização da medição de temperatura a uma determinada distância. Esse parâmetro resulta do fato de que a radiação concentrada pelo conjunto óptico correspondente ao uma unidade de IFOV pode ocupar um único elemento de sensor na matriz, Figura 3.7(a), como pode ocupar uma área na interseção de vários sensores, Figura 3.7(b).

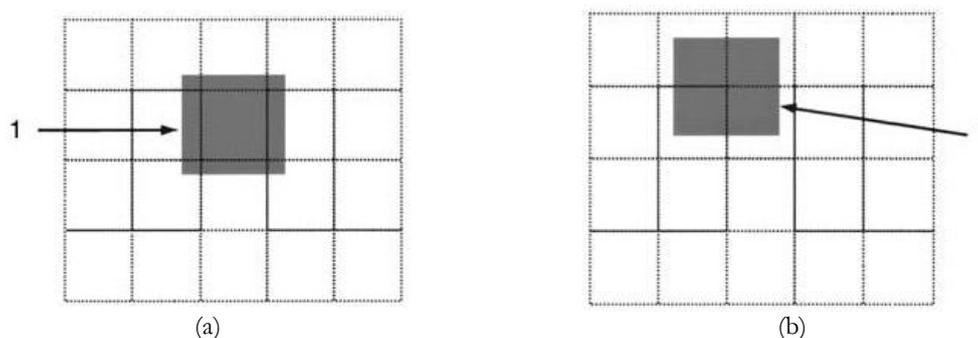


Figura 3.7 MFOV da câmera térmica: radiação ocupa apenas um sensor(a) ou vários sensores(b)
Adaptado de: (MINKINA e DUDZIK, 2009)

De acordo com Santos (SANTOS, 2006), o MFOV de uma câmera ocupa pelo menos duas vezes a área do IFOV. Quando este parâmetro não é informado pelo fabricante, o MFOV pode ser considerado até quatro vezes que o IFOV.

3.3 ASPECTOS RELEVANTES AO TRABALHO

O primeiro aspecto é a importância ajuste dos parâmetros de medição durante o processo de inspeção, em especial a emissividade. Este parâmetro, segundo Teixeira (TEIXEIRA, 2012), é responsável por até 40% da incerteza de medição em superfície de baixa emissividade.

Entretanto, este fato é negligenciado pela maioria dos usuários da técnica. Prova disso é que na recomendação da empresa CEMIG (CEMIG, 2011) não há nenhuma

referencia ao ajuste deste parâmetro de acordo com a superfície sendo estipulado um valor fixo de 0,75 para todos os equipamentos.

Outro aspecto importante para a aplicação é a escolha e o dimensionamento da câmera térmica. Com grande participação no mercado e sem necessidade de resfriamento, a tecnologia de microbolômetros se mostra, atualmente, economicamente mais viável e tecnicamente mais adequada para um sistema autônomo de inspeção.

A resolução espacial é fator que merece cuidado na escolha da câmera térmica, pois poucas, e caras, são as opções de conjuntos ópticos em relação ao seu campo de visão. Mesmo nas câmeras mais modernas disponíveis no mercado, a matriz de microbolômetros tem resolução considerada baixa para aplicações de visão computacional.

Sendo este um fator limitante, este trabalho deve realizar um estudo de caso para compreender o impacto da resolução espacial sobre a medição térmica em componentes de SE. Para isso será utilizado o menor componente atualmente inspecionado encontrado em uma SE: o conector.

No próximo capítulo serão tratados os conceitos de formação da imagem digital, as estratégias para compensar distorções provocadas pelo equipamento e como construir um sistema de visão formado por várias câmeras.

4 SISTEMAS DE VISÃO

Uma imagem é a representação, em duas dimensões, de objetos físicos em um mundo tridimensional. Esta transformação é realizada através de projeções e estimativas que, invariavelmente, provocam distorções e erros que precisam ser compensados. Compensar estes efeitos exige sua compreensão e a sua tradução em um modelo matemático que os representem. A forma mais prática de descrever as relações geométricas do processo de projeção é através de um modelo genérico de câmera chamado de câmera estenopéica ou, como comumente é conhecida, câmera *pinhole*.

4.1 O MODELO GEOMÉTRICO DE UMA CÂMERA

A câmera *pinhole* é um modelo rudimentar de câmera descrita pela primeira vez no século X por Ibn Al-Haytham em seu *Book of Optics* (SABRA, 2002). Ela é formada por uma câmara escura na qual feixes de luz entram por uma pequena abertura e projetam, na parede oposta à abertura, uma imagem invertida da cena com dimensões proporcionais à mesma.

Apesar da simplicidade, esse modelo permite identificar, para qualquer câmera, as principais relações geométricas existentes entre a cena capturada pela câmera e a projeção por ela gerada permitindo, assim, sua modelagem matemática.

Nele, um objeto de altura X localizado a uma distância Z da câmera tem uma imagem de altura x projetada de forma invertida sobre um plano. A Figura 4.1 ilustra esta relação.

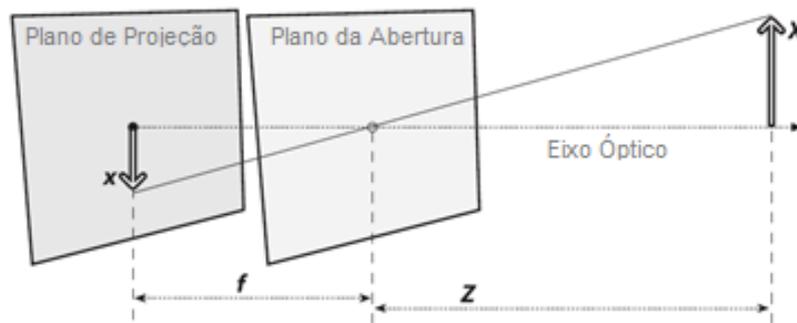


Figura 4.1 Princípios básicos da câmera *pinhole*
 Fonte: (BRADSKY e KAEBLER, 2008)

A partir dos elementos representados na Figura 4.1 podem-se definir três medidas importantes: a distância f entre o plano da abertura e o plano onde a imagem é projetada, chamada distância focal, o plano onde a imagem é projetada, chamado plano de projeção ou plano de imagem, e a linha perpendicular a ambos os planos que passa pela abertura, chamado eixo óptico.

Dela também se deduz a relação geométrica entre o tamanho real do objeto, X , e a sua projeção, x , chamada magnificação. Por semelhanças entre os triângulos formados na Figura 4.1, pode-se afirmar que:

$$\frac{-x}{f} = \frac{X}{Z} \quad (4.1.1)$$

logo:

$$-x = f \frac{X}{Z} \quad (4.1.2)$$

Para simplificar seu entendimento, o modelo inicial foi modificado alternando-se a posição dos planos de imagem e da abertura. Nesta nova configuração, estabelece-se uma linha entre o mesmo ponto X no espaço e o ponto da abertura, que passa então a se chamar centro de projeção.

Como o plano de imagem se encontra à frente do centro de projeção, o ponto x projetado é, agora, o ponto de interseção entre a linha traçada e o próprio plano. Desta forma, a projeção perde o sinal negativo. As novas relações podem ser vistas na Figura 4.2.

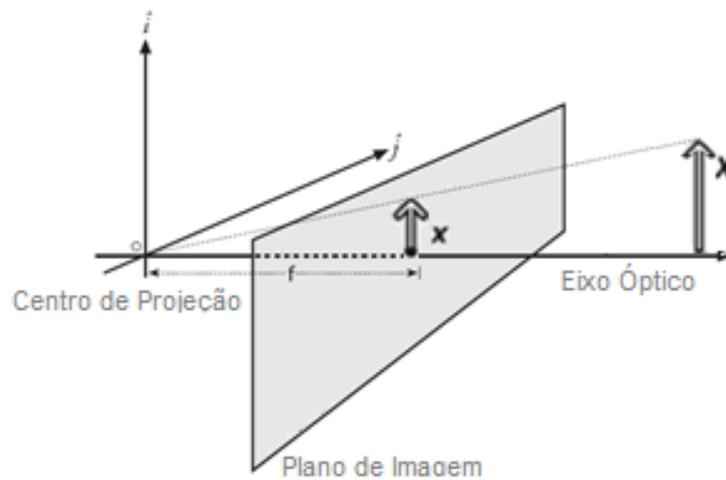


Figura 4.2 Modelo geométrico com o plano de imagem à frente do centro de projeção.
Adaptado de: (BRADSKY e KAEBLER, 2008)

Este modelo presume que o centro de projeção se encontra exatamente no centro do plano de imagem o que, no entanto, não reflete a realidade. Por este motivo, é necessário considerar a existência de um deslocamento entre o centro de projeção e o eixo óptico em ambos os sentidos do plano (c_x, c_y) e de que a distância focal no eixo x (f_x) pode ser diferente a do eixo y (f_y) o que ocorre devido ao formato irregular dos sensores das câmeras que tendem a serem retangulares e não quadrados. Considerando estes dois novos fatores, chega-se a uma nova relação dada por:

$$x_p = f_x \frac{X}{Z} + c_x \quad (4.1.3)$$

$$y_p = f_y \frac{Y}{Z} + c_y \quad (4.1.4)$$

Para facilitar o cálculo desta projeção estas equações foram colocadas na forma de um sistema matricial no qual um ponto $P(X, Y, Z)$ é transformado em um ponto $p(x_p, y_p)$ no plano de imagem. A esta operação é dado o nome de transformação projetiva.

Para que esta operação fosse possível, ambas as coordenadas deve possuir o mesmo número de dimensões. No final da década de 70, Carlson e Paciorek (CARLBOM e PACIOREK, 1978) introduziram uma forma na qual o ponto p é expresso na forma de uma coordenada homogênea cujo último termo é um fator de escala que é proporcional à distância do objeto do sensor. Assim:

$$p = M.P \quad (4.1.5)$$

Onde:

$$p \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot P \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (4.1.6)$$

Neste ponto, outro conceito importante também é apresentado. A matriz M , de dimensões 3x3, introduzida no cálculo da transformação projetiva é chamada de Matriz Intrínseca da câmera. Ela armazena os deslocamentos e as distâncias focais e, por isso, seus valores são preenchidos durante o processo de calibração da câmera.

4.1.1 LENTES: CARACTERÍSTICAS E DISTORÇÕES

O modelo de câmera *pinhole*, apesar de útil para fins de modelagem, não é uma alternativa rápida para a aquisição de imagens. Como ela apenas permite a entrada de poucos feixes da luz natural, o tempo de abertura para a formação de uma imagem nítida é longo. De fato, existem vários modelos de câmeras à venda no mercado que utilizam este conceito sendo utilizada, em sua grande maioria, para fins artísticos.

Para acelerar o processo de formação da imagem é necessário aumentar a quantidade de feixes de luz projetados sobre o plano de imagem em um mesmo instante. A forma encontrada para solucionar o problema é aumentar a área da abertura e fazer com que todos os feixes converjam para o centro de projeção. Para este fim, utilizam-se lentes.

As lentes são elementos ópticos criados com o objetivo de alterar a direção da luz que incide sobre ela. Para as câmeras elas possuem o objetivo de concentrar a luz incidente em um único ponto, o centro de projeção. Entretanto, ao realizar esta tarefa, elas alteram e distorcem a imagem projetada sobre o plano de imagem.

As principais distorções podem ser agrupadas em dois tipos: as radiais, ligadas à incapacidade da lente de projetar linhas retilíneas como elas realmente são, e as tangenciais, ligadas à falta de paralelismo entre a lente e o plano de imagem.

A distorção radial é tipo de distorção geralmente causada por imperfeições na forma da lente, que tem efeito simétrico radial a partir do centro da lente alterando a magnificação da imagem projetada à medida que ela se aproxima das bordas da lente. As distorções radiais mais comuns são as de efeito “barril”, quando a magnificação da imagem diminui à medida que se afasta do centro, e de efeito *pincushion* (tradução literal seria almofada de alfinetes), quando a magnificação da imagem aumenta à medida que se afasta do centro. Exemplos destas distorções podem ser vistas na Figura 4.3.

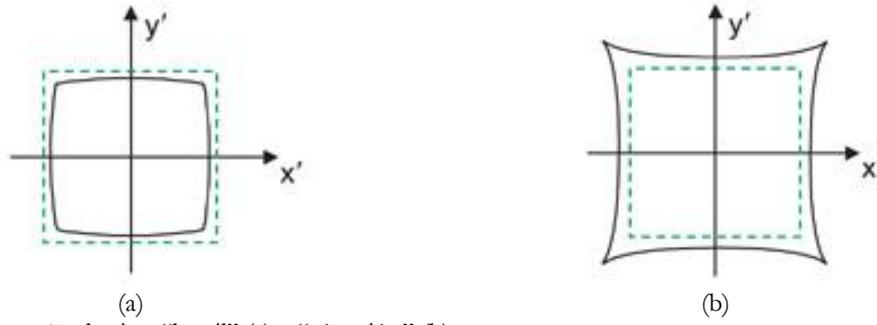


Figura 4.3: Distorção do tipo “barril” (a) e “pincushion” (b)
 Fonte: (GREIVENKAMP, 2004)

No modelo desenvolvido por Brown (BROWN, 1971) a distorção radial é expressa através de uma série de Taylor de três termos (k_1, k_2, k_3) chamados coeficientes de distorção. Comumente, os dois primeiros termos da série são os mais significativos. As funções que expressam esta relação são:

$$x_c = x_p(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \quad (4.1.7)$$

$$y_c = y_p(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) \quad (4.1.8)$$

As distorções tangenciais, como mencionado anteriormente, são causadas por imperfeições durante a montagem. Estas imperfeições provocam a falhas no paralelismo entre a lente e o sensor da câmera alterando a perspectiva de projeção. Brown também propôs um modelo para estimar estas distorções utilizando dois coeficientes p_1 e p_2 . As funções propostas por Brown são:

$$x_c = x_p + [2p_1y + p_2(r^2 + 2r^2)] \quad (4.1.9)$$

$$y_c = y_p + [p_1(r^2 + 2y^2) + 2p_2x] \quad (4.1.10)$$

Vinte e quatro anos depois do trabalho de Brown, Claus e Fitzgibbon (CLAUS e FITZGIBBON, 2005) propôs um conjunto de funções racionais (RF) para modelar ambos os tipos de distorção em um único sistema de equações. Este modelo obteve resultados mais precisos sendo empregado em várias ferramentas de calibração de câmeras. Nele são utilizados seis coeficientes de distorção radial (k_1, \dots, k_6) e dois coeficientes tangenciais (p_1, p_2). As equações propostas por Claus podem ser vistas nas Equações (4.1.11) e (4.1.12).

$$x_c = x_p \frac{1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6}{1 + k_4r^2 + k_5r^4 + k_6r^6} + 2p_1x_p y_p + p_2(r^2 + 2x_p^2) \quad (4.1.11)$$

$$y_c = y_p \frac{1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6}{1 + k_4r^2 + k_5r^4 + k_6r^6} + [p_1(r^2 + 2y_p^2) + 2p_2x_p y_p] \quad (4.1.12)$$

Onde (x_c, y_c) correspondem à coordenada distorcida e normalizada de uma coordenada normalizada e não distorcida (x_p, y_p) e r é a distância Euclidiana entre as coordenadas (x_p, y_p) e o centro da imagem.

Por fim, o conjunto óptico da câmera também determina o campo de visão da câmera. Este campo de visão é tratado na literatura pela sua sigla FOV, do inglês *Field of View*. Ele idêntico ao conceito apresentado na Seção 3.2.2 para a câmera térmica. Sendo assim, todas as equações de campo de visão utilizadas para a câmera térmica são válidas com uma única exceção o significado e a estimativa do valor do MFOV.

4.1.2 VISÃO ESTEREOSCÓPICA

O modelo apresentado na Figura 4.2 mostra que o ponto X terá a mesma coordenada projetiva x desde que ele se encontre em qualquer posição sobre linha traçada até o centro de projeção. Esta conclusão mostra que é difícil determinar a distância de um ponto apenas com a imagem de uma única câmera estática.

A visão estereoscópica é um arranjo de visão na qual duas ou mais câmeras capturam a mesma cena e estabelecem entre si relações entre as imagens capturadas. Para modelar geometricamente estas relações utiliza-se, novamente, o modelo da câmera *pinhole*.

Considerando duas câmeras *pinhole* idênticas visualizando um mesmo ponto P a uma distância Z . Considerando, também, que os eixos ópticos e planos de imagem estejam horizontalmente paralelos e verticalmente alinhados, a uma distância T entre os mesmos. As linhas projetadas do ponto P para cada um dos centros ópticos interceptam os planos de imagem nos pontos x^l e x^r como pode ser visto na Figura 4.4.

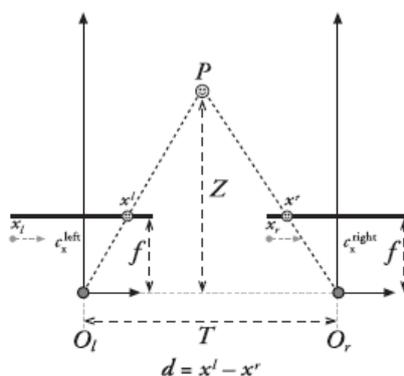


Figura 4.4 Relações geométricas em um arranjo estereoscópico composto por duas câmeras de centro O_l e O_r

Fonte: (BRADSKY e KAEBLER, 2008)

A diferença entre os pontos x^l e x^r incidentes sobre os planos de imagem permite identificar a proximidade do ponto dos planos de imagem. A esta diferença é dado o nome de disparidade. Pode-se perceber, intuitivamente, que quanto mais próximo o ponto está das câmeras maior diferença entre a posição entre os pontos x^l e x^r logo, maior a sua disparidade. A relação matemática observada pode ser expressa na forma:

$$\frac{T - (|x^l - x^r|)}{Z - f} = \frac{T}{Z} \quad (4.1.13)$$

Logo:

$$Z = \frac{fT}{|x^l - x^r|} \quad (4.1.14)$$

Esta relação considera uma situação ideal na qual as câmeras se encontram perfeitamente paralelas e alinhadas. Isso raramente acontece na prática e, mais ainda, as câmeras também apresentam distorções provocadas pelas lentes.

Para que a disparidade seja corretamente calculada estas situações precisam ser consideradas no modelo e, para isso, alguns novos pontos devem ser acrescentados à descrição geométrica do problema. A essas novas relações geométricas dá-se o nome de geometria epipolar.

A geometria epipolar recebe este nome por incluir, no modelo estereoscópico, dois novos pontos chamados epípolos. O epípolo é o ponto no plano de imagem de uma das câmeras que representa o centro de projeção da outra câmera.

Considerando o mesmo ponto P no espaço, suas projeções em cada plano de imagem p_l e p_r e os epípolos e_l e e_r , podem-se extrair duas relações importantes: o chamado plano epipolar, formado pelo plano compreendido pelo ponto P e os epípolos e_l e e_r , e a linha epipolar, traçada entre os pontos $p_l e_l$ e entre os pontos $p_r e_r$.

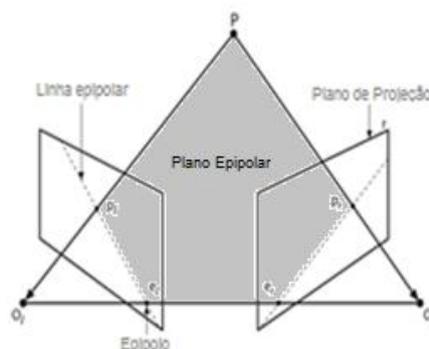


Figura 4.5 Os elementos da geometria epipolar, os epípolos e_l e e_r , as linhas epipolares $p_l e_l$ e $p_r e_r$
Fonte: (BRADSKY e KAEBLER, 2008)

Esta formulação cria uma restrição na qual se determina que qualquer ponto capturado por uma câmera encontra-se, na outra câmera, entre seu correspondente e o epipolo, ou seja, sobre a linha epipolar. Desta forma, o espaço de busca para determinar a disparidade de um ponto passa a ser uma busca em um espaço unidimensional, a linha epipolar.

As relações entre os pontos p_l e p_r são armazenadas em uma matriz chamada Matriz Essencial. Essa matriz armazena informação sobre as relações geométricas entre as duas câmeras e deve ser construída tal que:

$$p_r^T E p_l = 0 \quad (4.1.15)$$

A Matriz Essencial não considera os parâmetros intrínsecos das câmeras. Considerando que o ponto p_l é na verdade a coordenada original q_l multiplicado pela sua Matriz Intrínseca M pode-se deduzir que:

$$q_l^T (M_l^{-1})^T E q_r = 0 \quad (4.1.16)$$

Se considerado:

$$F = (M_l^{-1})^T E M_r^{-1} \quad (4.1.17)$$

Então:

$$q_r^T F q_l = 0, \text{ logo} \quad (4.1.18)$$

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} = F \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.1.19)$$

Estas duas matrizes são importantes para descrever a posição relativa entre as duas câmeras, Matriz Essencial E , e para determinar a relação entre os pixels das mesmas, Matriz Fundamental F .

4.2 CALIBRAÇÃO DOS SISTEMAS DE VISÃO

Zhang (ZHANG, 2000) define a calibração de uma câmera como a tarefa de determinar os parâmetros da transformação utilizados na representação de um ponto localizado no espaço tridimensional em um ponto no plano de imagem, ou seja, a matriz de sensores. Na prática, isto significa identificar pontos conhecidos no espaço, chamados pontos de calibração, e extrair informações métricas das projeções destes pontos estimando os parâmetros da transformação.

As técnicas de calibração podem ser classificadas em dois grandes grupos de acordo com a forma com que ele reconhece os pontos de calibração: a calibração fotogramétrica e a autocalibração.

As diferenças básicas entre estas duas formas é que na calibração fotogramétrica utiliza-se um objeto padrão que se move e enquanto a câmera permanece estática. Na autocalibração, procura-se identificar os pontos de calibração em qualquer objeto no campo de visão da câmera. Nessa abordagem, a câmera se move para capturar os pontos em diferentes posições.

Em ambos os tipos, os resultados do processo de calibração são parâmetros que modelam as características internas da câmera e sua posição no espaço. São eles os parâmetros intrínsecos e extrínsecos.

Os parâmetros intrínsecos, ou internos, descrevem as características construtivas da câmera. Eles armazenam dados referentes às características das lentes, aos sensores que compõem sua matriz e até à própria montagem da câmera. Estes parâmetros são representados na matriz intrínseca, já descrita na Seção 4.1. Ela é composta pelos coeficientes de distorção e de deslocamento da matriz de sensores.

Os parâmetros externos, ou extrínsecos, referem-se à posição e à orientação da câmera em relação à imagem projetada. Isto significa calcular a posição e deslocamento da câmera em relação ao ponto no espaço identificado durante a calibração.

Para compreender como estes parâmetros são estimados, é necessário recorrer novamente ao modelo geométrico da câmera *pinhole* durante a captura da imagem de um ponto no espaço. Considerando-se o mesmo ponto $P = [X, Y, Z]$ em um plano no espaço, o centro de projeção C e sua coordenada de projeção $p = [x, y]$.

Uma forma prática para determinar os parâmetros extrínsecos é utilizar conceitos da mecânica dos corpos rígidos estabelecendo-se eixos de coordenadas euclidianas tridimensionais sobre os o centro de projeção C e o ponto P atribuindo ao ponto p uma coordenada sobre a linha que conecta ambos, como ilustra a Figura 4.6. Desta forma, é possível calcular os movimentos de rotação e translação entre estes dois pontos.

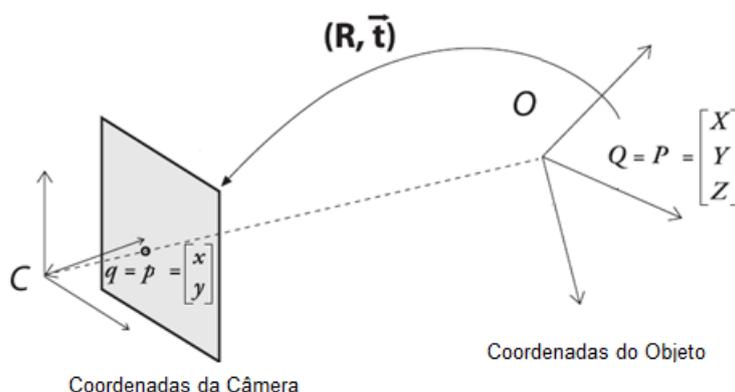


Figura 4.6 Mapeamento de coordenadas do objeto P para o ponto q através da matriz de rotação R e do vetor de translação \bar{t}

Fonte: (BRADSKY e KAEBLER, 2008)

No entanto, para que a conversão entre os sistemas de coordenada seja possível, visto os vetores de coordenada dos pontos P e p possuem dimensões diferentes, as coordenadas dos pontos devem ser convertidas para as coordenadas homogêneas Q e q . Assim tem-se que:

$$P = Q = [X \ Y \ Z \ 1]^T \quad (4.2.1)$$

$$p = q = [x \ y \ 1]^T \quad (4.2.2)$$

Observando o modelo, percebe-se que a projeção q do ponto Q se mantém inalterada desde que este ponto se mantenha sobre linha que conecta ambos os sistemas de coordenadas. Sendo assim, pode-se assumir, sem perda de generalidade, que $Z = 0$.

Este artifício permite a utilização das transformações homogêneas para calcular as matrizes de rotação R , formada pelo método de rotação dos Ângulos de Euler, e o vetor de translação \vec{t} , formado pelas distâncias euclidianas nos três eixos, entre os dois sistemas de coordenadas.

Desta forma, a transformação pode ser considerada um mapeamento dos pontos presente no plano do objeto para sua projeção no plano de imagem. A transformação projetiva de plano para plano é chamada transformação homográfica. Assim, a relação entre o ponto Q e a projeção q é dada pela seguinte transformação homográfica:

$$q = sHQ \quad (4.2.3)$$

Sendo:

$$H = M[R \ \vec{t}] \quad (4.2.4)$$

Onde s é um fator de escala entre as projeções, M é a matriz intrínseca da câmera, (R, \vec{t}) são, respectivamente, as matrizes de rotação e o vetor translação e H é a matriz que combina os parâmetros intrínsecos e extrínsecos chamada de matriz de projeção.

Este modelo estima nove parâmetros intrínsecos, cinco parâmetros de distorção das lentes e quatro parâmetros internos, e dois extrínsecos rotação e translação. Os parâmetros de distorção estão relacionados à como a geometria do objeto se altera de acordo com o seu deslocamento sobre o plano de imagem enquanto as demais estão relacionadas à como a posição da geometria do objeto em relação à câmera.

4.2.1 CALIBRAÇÃO ESTEREOSCÓPICA

Utilizando as mesmas coordenadas homogêneas, a calibração estereoscópica é o processo de se encontrar a matriz de rotação R e o vetor de translação \vec{T} entre os eixos de coordenada das câmeras. No entanto, para que a disparidade possa ser calculada corretamente, é necessário remover suas distorções e ter as imagens alinhadas através dos suas linhas epipolares. O processo que realiza estas transformações é chamado de retificação estereoscópica.

O processo de calibração é direto, pois, visto que são dois sistemas de coordenadas observando um mesmo ponto P , pode-se convertê-los da seguinte forma:

$$\text{se: } P_l = R_l P + \vec{t}_l \text{ e } P_r = R_r P + \vec{t}_r \quad (4.2.5)$$

$$\text{e: } P_l = R(P_r - \vec{t}) \quad (4.2.6)$$

Então:

$$R = R_l (R_r)^T \quad (4.2.7)$$

$$\text{logo: } \vec{t} = \vec{t}_r - R \vec{t}_l \quad (4.2.8)$$

Onde R e \vec{t} são, respectivamente, a matriz de rotação e o vetor de translação.

A retificação estereoscópica pode ser realizada sem a matriz de rotação e o vetor de translação através do método de Hartley (HARTLEY, 1999). Este método calcula a homografia que mapeia os epipolos para o infinito, situação de câmeras perfeitamente paralelas, enquanto minimiza a disparidade entre as duas câmeras. Isso pode ser interessante quando não é viável ou prático realizar o processo de aquisição dos pontos conhecidos.

Quando a matriz de rotação e o vetor de translação são conhecidos, uma alternativa prática é utilizar a ferramenta desenvolvida por Bouguet (BOUGUET, 2010) que implementa o método de Zhang (ZHANG, 2000) e calcula as distorções ópticas pelo método de Brown (BROWN, 1971). Esta ferramenta foi embarcada na biblioteca de programação OpenCV (ITSEEZ, 2013) com a diferença de que a as distorções ópticas calculadas pelo modelo de Claus (CLAUS e FITZGIBBON, 2005).

4.2.2 PADRÕES DE CALIBRAÇÃO

O uso de objetos padrão confere à abordagem fotogramétrica uma vantagem na qualidade do resultado do processo de calibração, pois, sendo uma forma geométrica artificial, ela é construída para facilitar sua identificação. Por este motivo, este tipo de técnica é mais comumente utilizado.

Desconsiderando-se as formas geométricas a serem identificadas, os padrões de calibração podem ser tridimensionais, bidimensionais ou unidimensionais. Os objetos tridimensionais, Figura 4.7 (a) são geralmente formados por dois ou três planos ortogonais que são movimentados por posições conhecidas previamente. A calibração com este tipo de objeto possui maior precisão que os demais, mas exige um aparato técnico mais elaborado.

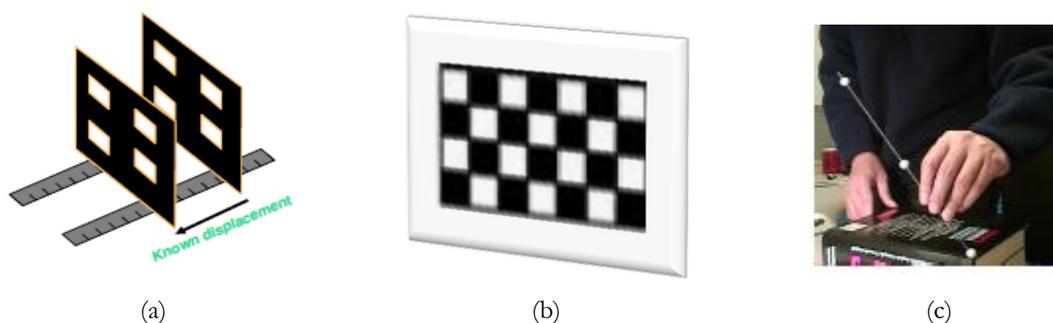


Figura 4.7 Padrões de Calibração (a) tridimensional (b) bidimensional (c) unidimensional
Fonte: (ZHANG, 2004)

Os padrões bidimensionais são formados por um único plano sobre o qual os padrões geométricos estão dispostos Figura 4.7 (b). Já os padrões unidimensionais, Figura 4.7(c) são objetos lineares com marcadores com formas geométricas de fácil identificação que são movimentados de forma aleatória no campo de visão. Estes métodos têm sido explorados na literatura, mas ainda sem alcançar a mesma precisão na calibração dos dois outros tipos.

4.3 VISÃO 3D E CORRESPONDÊNCIA ESTEREOSCÓPICA

Uma implicação direta do arranjo estereoscópico de visão é que, visto que as câmeras capturam a mesma cena, é possível identificar pares conjugados de pontos nas imagens projetadas. Detectar e identificar estes pares conjugados constitui um problema conhecido como o problema da correspondência estereoscópica.

A correspondência estereoscópica é o processo de estimar o modelo tridimensional da cena através de duas ou mais imagens de cada câmera encontrando pixels correspondentes e convertendo suas coordenadas bidimensionais em profundidades tridimensionais (SZELISKI, 2011). O problema da correspondência estereoscópica é um tópico importante para várias áreas da visão computacional como a navegação robótica (LIMA, 2010), reconstrução de imagens tridimensional, medicina e monitoramento.

O resultado deste processo é uma matriz com valores que identificam a distância, em pixels, da posição de um mesmo ponto no espaço nas imagens captadas por duas câmeras em posições diferentes. A esta matriz dá-se o nome de Mapa de Disparidade.

Os primeiros algoritmos endereçados a este problema eram baseados na extração e comparação de características potenciais identificadas em ambas as imagens. Este tipo de técnica propicia um mapa que identifica somente os pontos extraídos gerando uma matriz esparsa com a dimensão das imagens.

Este tipo de método busca características geométricas como bordas, ângulos, segmentos de linhas, círculos, curvas ou regiões, de forma isolada ou em conjunto, para melhorar a confiabilidade da correspondência. Técnicas como essa, vistas em (MARR, POGGIO e ULLMAN, 1982) e (ZHANG e LU, 2004), são chamados de métodos com correspondência esparsa.

Outro tipo de algoritmo analisa a correspondência de todos os pontos presentes em ambas as imagens gerando, como resultado, um mapa de disparidade denso. O mapa de disparidade denso permite a visualização da posição relativa de todos os pontos em cena em relação à câmera o que torna este tipo de método interessante para grande parte das aplicações que lidam com visão robótica.

Os métodos de correspondência densa, ao contrário dos métodos de correspondência esparsa, não se baseiam na extração de características das imagens. Isto torna sua tarefa mais arriscada, pois ele precisa inferir o valor de disparidade em regiões sem características confiáveis. Um exemplo das diferenças entre os mapas pode ser visto na Figura 4.8.

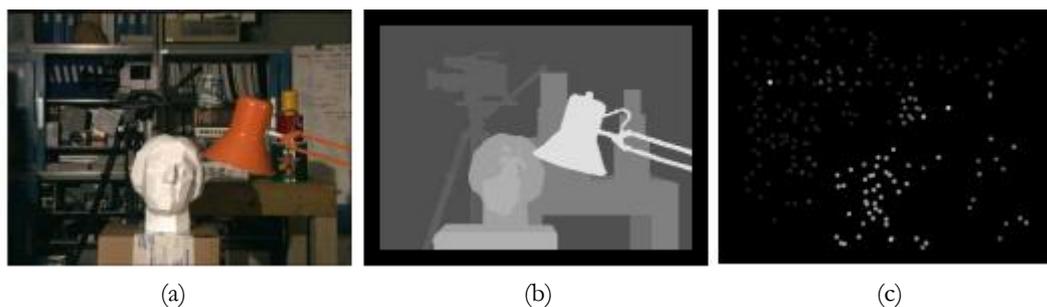


Figura 4.8 Diferenças entre os mapas de disparidade: imagem original (a) mapa de disparidade densa (b) e mapa de disparidade esparsa(c)
Fonte: Middlebury Database¹

Devido à complexidade da tarefa, erros de correspondência são comuns e mapas como o apresentado da Figura 4.8(b) são difíceis de serem gerados. No intuito de minimizar falsos positivos, vários autores elaboraram restrições que auxiliam e aceleram o processo de busca pela correlação estereoscópica.

As restrições mais relevantes indicadas pela literatura são:

- Epipolaridade, já mencionada na Seção 4.1.2. As restrições epipolares oferecem uma redução do espaço de busca da correspondência reduzindo-a de um espaço bidimensional para o espaço unidimensional.
- Similaridade proposta Grimson (GRIMSON, 1981) que afirma que, para métodos baseados em intensidade, o par correspondente é aquele que tiver maior similaridade de intensidade ou que tiver a maior correlação entre as áreas de comparação e que, para métodos baseados em características, devem ter maior similaridade entre os atributos;
- Singularidade proposta por Marr (MARR, POGGIO e ULLMAN, 1982) que afirma que dado um pixel ou característica ele não pode ter mais de um correspondente na outra imagem;
- Continuidade, também proposta por Marr (MARR, POGGIO e ULLMAN, 1982) que sugere que, por coerência, o valor de disparidade deve variar de forma gradual. Esta restrição observa o contexto de que a cena é composta majoritariamente por corpos rígidos;
- Ordenamento, proposta por Baker e Binford (BAKER e BINFORD, 1981), que afirma que se um ponto se encontra fisicamente à esquerda de outro suas projeções também devem respeitar esta ordem. A violação desta restrição constitui uma região na imagem chamada zona proibida.

¹ Middlebury Stereo Vision Page. Disponível em: <http://vision.middlebury.edu/stereo/>

Um problema comum relacionado à correspondência estereoscópica é oclusão total ou parcial de regiões no espaço a somente uma das câmeras. Nestas regiões, chamadas de zonas de oclusão, a correspondência não pode ser determinada existindo múltiplos pontos candidatos que satisfazem a restrição epipolar. Por isso, estas regiões infringem a restrição de Singularidade e são tratadas como zonas nulas na imagem. A Figura 4.10 ilustra esta situação.

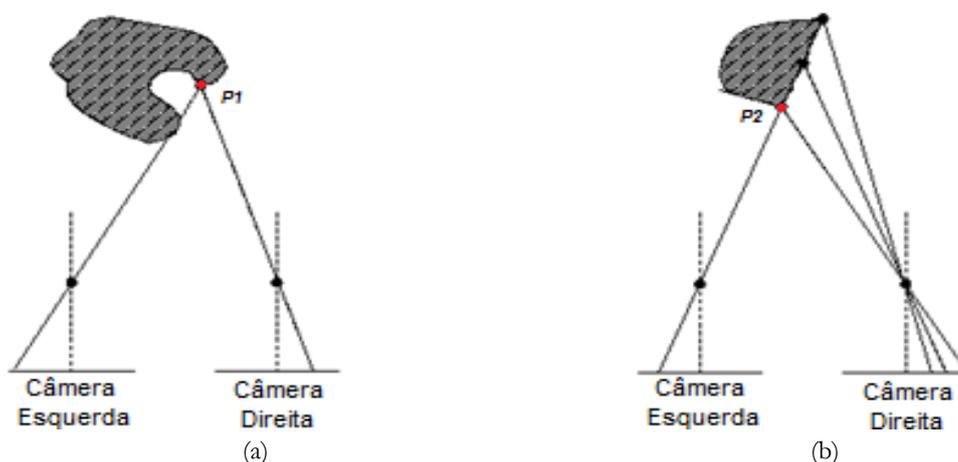


Figura 4.9 Violação da Singularidade: o ponto $P1$ possui apenas um correspondentes nas câmeras (a), já o ponto $P2$ possui múltiplos correspondentes na câmera direita (b).
Fonte: (SONKA, HLAVAC e BOYLE, 2007)

Outro problema comum é a interferência causada por *speckles* no mapa de disparidade. *Speckle* é um padrão de intensidade produzido pela interferência mútua de frentes de ondas eletromagnéticas que sofreram dispersão após a interação com um meio físico (Dainty, 1984). Este fenômeno está geralmente relacionado à mudança de luminosidade de um corpo dada sua refletividade na faixa de comprimento de onda capturada pela câmera em seu ponto de vista. Mudando o ponto de vista o efeito da reflexividade gera falsos positivos que violam a restrição de continuidade.

Por todos esses motivos, o problema da correspondência é um tópico muito explorado pela comunidade acadêmica. A literatura oferece uma quantidade expressiva de trabalhos que abordam o problema.

Um exemplo disso é que no ambiente de teste do grupo de visão computacional da Universidade de Middlebury², uma referência em avaliações comparativas, existem atualmente 154 algoritmos cadastrados que realizam especificamente a tarefa de calcular a correspondência entre imagens estereoscópicas.

² Página da internet <http://vision.middlebury.edu/>; Acessado dia 06/06/2013

No intuito de organizar e comparar a eficácia dos métodos, Scharstein, Sleski e Zabih (SCHARSTEIN, SZELISKI e ZABIH, 2001) propuseram uma taxonomia genérica que identifica as etapas do cálculo do mapa de disparidade.

4.3.1 TAXONOMIA DOS MÉTODOS DE GERAÇÃO DO MAPA DE DISPARIDADE

De acordo com o trabalho de Scharstein, o cálculo da disparidade é comumente formado por quatro etapas que podem ou não ser incorporadas a cada um dos métodos:

1. Cálculo da função de custo
2. Agregação da função de custo
3. Cálculo e otimização da disparidade
4. Refinamento do mapa da disparidade

O cálculo da função de custo mede o grau de similaridade entre pixels selecionados em cada imagem. As medidas mais comuns são as diferenças absolutas (*AD Absolute Difference*) e o quadrado da diferença (*SD Squared Difference*).

$$AD(x, y) = |I_l(x, y) - I_r(x, y)| \quad (4.3.1)$$

$$SD(x, y) = (I_l(x, y) - I_r(x, y))^2 \quad (4.3.2)$$

Onde I_l e I_r são os valores da intensidade do pixel (x, y) nas imagens da câmera da esquerda e da direita respectivamente.

A agregação da função de custo é a etapa que cria uma região de suporte para o cálculo da função de custo que permite avaliar não só o grau de similaridade do pixel analisado, mas como de toda a região circunvizinha de forma acumulada. Esta agregação geralmente compõe o mecanismo fundamental de grande parte dos algoritmos de cálculo da correspondência estéreo.

As principais medidas utilizadas são a Soma das Diferenças Absolutas, SAD (*Sum of Absolut Differences*), vista na Equação (4.3.3), a Soma do Quadrado das Diferenças, SSD (*Sum of Squared Differences*), vista na Equação (4.3.4) e a Correlação Cruzada Normalizada, NCC (*Normalized Cross Correlation*) apresentada na Equação (4.3.5).

$$SAD(x, y, d) = \sum_{x, y \in W} |I_l(x, y) - I_r(x, y - d)| \quad (4.3.3)$$

$$SSD(x, y, d) = \sum_{x, y \in W} (I_l(x, y) - I_r(x, y - d))^2 \quad (4.3.4)$$

$$NCC(x, y, d) = \frac{\sum_{x, y \in W} I_l(x, y) \cdot I_r(x, y - d)}{\sqrt{\sum_{x, y \in W} I_l^2(x, y) \cdot I_r^2(x, y - d)}} \quad (4.3.5)$$

Onde I_l e I_r são, respectivamente, o valor da intensidade dos pixels (x, y) nas imagens da câmara da esquerda e da direita, d é o valor de disparidade considerado e W é a região de suporte na vizinhança dos pixels.

Na terceira etapa, a posição correspondente com maior grau de similaridade é selecionada. As formas de se realizar esta busca pela melhor correspondência são inúmeras. Como exemplo, o algoritmo mais simples para o cálculo da disparidade realiza a minimização da função de custo agregada:

$$D(x, y) = \arg \min F(x, y, d) \quad (4.3.6)$$

Onde D é o valor da disparidade calculado para o pixel (x, y) através função de custo agregada escolhida F .

A última etapa, o refinamento da disparidade, é responsável pela melhoria do mapa de disparidade gerado. Esta melhoria está relacionada ao tratamento das exceções às restrições, e.g. zonas de oclusão e *speckles*. Vários algoritmos de processamento de imagens digitais e de aprendizado de máquina são utilizados para a realização desta etapa a escolha dos mesmos está ligada geralmente à aplicação a qual ele se destina.

A forma de agregação dos algoritmos de mapas densos determina uma forma de classificação dos algoritmos. Os métodos baseados em área analisam a área de tamanho determinado circunvizinha ao pixel, são chamados métodos locais os que utilizam uma função de energia e realizam a busca em toda a imagem são chamados métodos globais. Existem outros tipos de métodos que não se enquadram em ambas as categorias ou combina parte de ambas.

4.3.2 MÉTODOS GLOBAIS, LOCAIS E SEMI-GLOBAIS

Os métodos locais são aqueles que tentam encontrar o par correspondente através da agregação de uma janela espacial bidimensional à função custo. Esta janela é convoluída sobre a linha epipolar avaliando o grau de similaridade entre região analisada e a região

original. A vantagem deste tipo de método é que, geralmente, são mais rápidos e adequados para aplicações de tempo real. Em contrapartida, devido à imprecisão na retificação das imagens, sua qualidade, apesar de razoável, geralmente tem qualidade menor aos métodos globais.

Um dilema comum deste tipo de método é que quanto maior a área abrangida pela janela mais precisa a localização do correspondente, mas, em contrapartida, maior o custo computacional e maior a dificuldade de se estabelecer as bordas dos objetos, pois comparando grandes áreas a correlação entre as janelas e a informação compartilhada entre elas se eleva gerando fronteiras de decisão bem mais difíceis.

Estudos foram realizados para avaliar a negociação destes aspectos antagônicos. Gong (GONG, *et al.*, 2007) estudaram os desempenhos de seis diferentes formas de agregação para algoritmos adequados para problemas de tempo real onde concluíram que a utilização de janelas fixas geralmente tem piores resultados que janelas de tamanhos ou pesos adaptativos e que o aumento do tamanho desta janela não altera o desempenho dos algoritmos.

Ogale e Aloimonos (OGALE, FERMÜLLER e ALOIMONOS, 2005) levaram em consideração a forma dos objetos através da análise dos segmentos de reta encontradas na linha epipolar. Por atribuir rotinas de pré-processamento seu custo computacional é bem maior que os demais.

Já Binaghi e Gallo (BINAGHI, *et al.*, 2006) avaliaram a utilização de uma rede neural artificial para decidir o tamanho ideal da janela utilizada. O resultado conseguiu taxas de erros baixas, em contrapartida o tempo de processamento foi excessivo 0,0024 fps (*frames per second*).

Todos estes métodos utilizam uma função do tipo WTA (*winner takes all*) “o ganhador leva tudo” para o cálculo do custo e sua agregação. Na etapa de cálculo da disparidade o objetivo é determinar as regiões que possuem a menor dissimilaridade entre si transformando a questão em um problema de otimização como na equação.

Ao contrário dos métodos locais, os métodos globais tem como principio a minimização de uma função global de energia que assume a seguinte forma:

$$E(D) = E_{data}(D) + \lambda \cdot E_{smooth}(D) \quad (4.3.7)$$

Onde $E_{data}(D)$ é o termo que calcula a similaridade entre os pixels desconsiderando sua vizinhança, $E_{smooth}(D)$ é o termo de suavização que avalia as diferenças de disparidade entre as vizinhanças penalizando-as através do fator de peso arbitrário λ .

Neste tipo de método, o mapa de disparidade D escolhido é aquele que soluciona o problema de otimização apresentado na equação anterior. Dois grandes expoentes deste tipo de abordagem é o método baseado na teoria dos grafos chamado de Graph Cuts (KOLMOGOROV e ZABIH, 2005) e o *Belief Propagation* (FELZENSZWALB e HUTTENLOCHER, 2004). Um problema comum a ambos é o custo computacional e de memória o que motivou a criação de novo tipo de método híbrido ou, como é chamado, método semi-global.

A terceira linha explorada é a utilização de uma abordagem híbrida em que utiliza elementos dos métodos locais baseados em áreas em uma função na forma global. Este método é pautado na ideia de se utilizar a informação média de um bloco circunvizinho, como nos métodos locais, como informação da energia do pixel central e, com base neste cálculo, construir um vetor de custo de todas as disparidades para todos os pixels e analisar caminhos de menor custo em todas as direções.

Um exemplo desta técnica é o método desenvolvido por Hirschmüller (HIRSCHMULLER, 2008) chamado *Semi Global Block Matching*. O algoritmo apresenta a seguinte forma:

A função de custo é executada sobre a intensidade em escala de cinza ou valor das cores da imagem através de uma função de custo desenvolvida por Birchfield e Tomasi (BIRCHFIELD e TOMASI, 1998). A disparidade é calculada para uma janela quadrada p de coordenadas que vão de $minX$ até $maxX$ onde d representa a disparidade corrente nas imagens retificadas e x é o pixel no bloco corrente. Isto é feito para todas as disparidades entre $minD$ e $maxD$.

$$C_{BT}(p, d)[(x - minX) * maxD - minD + (d - minD)] \quad (4.3.8)$$

Como esta etapa é baseada em área, ela é influenciada pelo tamanho da janela utilizada da mesma forma de um método local. O autor ainda apresenta uma alternativa para esta etapa com a utilização de uma função de Informação Mútua.

Agregação da Função de Custo conecta os custos da vizinhança procurando os caminhos de menor peso através de uma função de energia global. Esta função analisa os oito vizinhos imediatos. A função se apresenta na seguinte forma:

$$E(D) = \sum_p \left(C_{BT}(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 T[|D_p - D_q| = 1] + \sum_{q \in N_p} P_2 T[|D_p - D_q| > 1] \right) \quad (4.3.9)$$

Nesta função o primeiro termo é a soma de todos os custos de correspondência para as disparidades da imagem D . O segundo termo adiciona uma penalidade constante P_1 para todos os pixels q que se encontram na vizinhança N_p que variam em apenas 1 grau sua disparidade D_q em relação à disparidade do pixel central D_p . O terceiro termo adiciona uma penalidade $P_2 > P_1$ para todos os pixels q que se encontram na vizinhança N_p que variam em mais que 1 grau sua disparidade D_q em relação à disparidade do pixel central D_p .

O problema de cálculo da disparidade é formulado em encontrar um mapa de disparidade D que minimiza a energia $E(D)$. A função utilizada é uma função do tipo WTA.

Para o refinamento da disparidade o algoritmo realiza o filtro de picos segmentando o mapa de disparidade considerando que uma vizinhança 4 varie apenas 1 grau de intensidade. Os pixels que infringirem esta restrição são identificados como inválidos $D_p = 0$.

A tarefa de escolher um método ou a junção de vários pode ser uma tarefa tortuosa. Uma referência pode ser encontrada no trabalho de Nalpantidis (NALPANTIDIS, SIRAKOULIS e GASTERATOS, 2007).

Entretanto, a geração de mapas de profundidade não é uma exclusividade de sistemas baseados em câmeras. É possível gerar uma nuvem de pontos que representa a profundidade dos objetos em cena através da emissão e leitura de feixe de laser.

O sistema LiDAR (*Light Detection and Ranging*) é uma técnica de medição das distâncias relativas através da detecção da radiação refletida nos objetos de feixes de laser emitidos pelo próprio equipamento dentro de uma área de rastreamento.

Esta alternativa é utilizada, na maioria dos casos, em aplicações relacionadas à navegação de robôs. Soldan (SOLDAN, BONOW e KROLL, 2012) utiliza este conceito em um robô para a inspeção de tubulação em uma planta de produção em energia nuclear utilizando um equipamento SICK LMS 110³. Kashani (HAGHIGHAT-KASHANI, 2006) aplica um equipamento da mesma empresa, SICK LMS 291, na indústria de mineração para evitar a colisão entre caminhões que carregam minério. Neste trabalho, ele também

³ sick.com/us/en-us/home/products/product_news/laser_measurement_systems/Pages/lms100.aspx

compara o desempenho da geração da imagem tridimensional entre o algoritmo desenvolvido e um sistema de visão estéreo.

4.4 ASPECTOS RELEVANTES AO TRABALHO

Podem-se identificar, na literatura, três tipos de arquitetura para o sistema de visão:

- a utilização de uma única câmera térmica as tarefas de detecção, identificação e medição da temperatura;
- a utilização conjunta de câmeras convencionais em arranjo estereoscópico com a câmera térmica; e
- a utilização de escaneadores laser em conjunto com câmeras térmica.

Pinto (PINTO, *et al.*, 2008) utiliza a primeira abordagem com apenas uma câmera térmica em um sistema móvel de varredura para o monitoramento de equipamentos de Subestação. Em seu trabalho, ele não aborda a tarefa de identificação do equipamento sendo o sistema utilizado extritamente para a detecção de diferenças de temperaturas, ou seja, os “pontos quentes”.

Esta estratégia não é recomendada, pois a medição da temperatura sem conhecimento do equipamento inspecionado e sem a parametrização necessária permite apenas uma limitada percepção qualitativa sobre seu estágio de degradação. Além disso, a utilização do termograma como única fonte de informação para a extração do equipamento da cena é um processo complexo e arriscado devido ao pouco compromisso que o termograma tem com a forma dos equipamentos capturados em cena.

Mesmo com a utilização de algoritmos avançados de processamento e segmentação de imagens como propôs Chou e Yao (CHOU e YAO, 2009) e Almeida (ALMEIDA, *et al.*, 2009), cenários com alta densidade de equipamentos e similaridade térmica como o da Figura 4.10(a) tornam esta tarefa praticamente inviável.

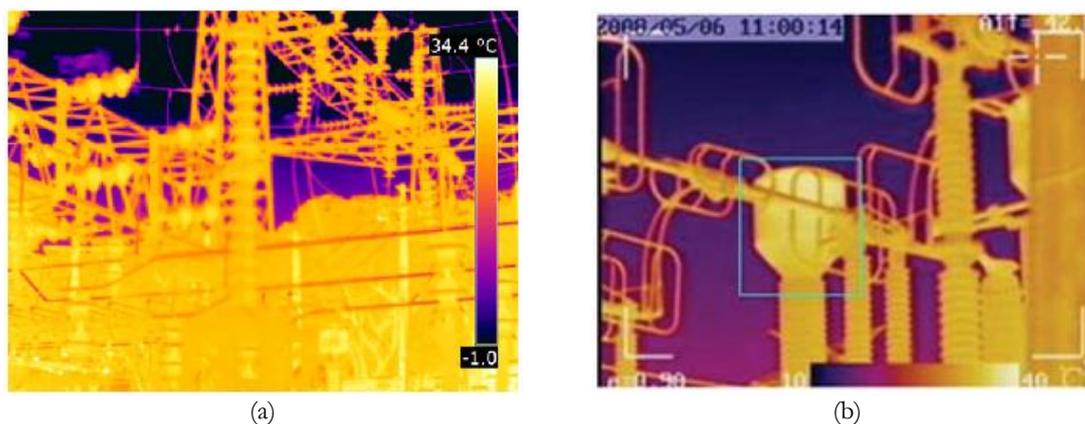


Figura 4.10 Situações adversas das imagens térmicas: dificuldade de identificação do objeto inspecionado (a) e oclusão do sinal térmico do equipamento inspecionado (b)
 Fonte: Imagem cedida pela CEMIG, (WANG e SUN, 2011)

Como esta alternativa não é confiável, vários autores exploram a utilização de câmeras digitais como forma de facilitar o processo de identificação. A atuação conjunta de câmeras térmicas e câmeras digitais caracteriza os chamados sistemas de visão multispectral.

Wang e Sun (WANG e SUN, 2011), no projeto *SmartGuard*, desenvolveram um sistema de visão multispectral composto por uma câmera térmica e uma câmera digital convencional em arranjo estereoscópico previamente calibrado. O mesmo tipo de arranjo foi utilizado por St. Laurent (ST.LAURENT, PRÉVOST e MALDAGUE, 2010) em um equipamento para sistemas de segurança predial, por Silvino (SILVINO, *et al.*, 2010) para monitoramento de para-raios de SE e pela empresa Lumasense Technology com o ThermalInspection 724⁴.

Uma questão importante, que não é plenamente satisfeita por sistemas multispectrais de duas câmeras, é a extração da região de interesse, ou seja, o equipamento, do termograma. Como a quantidade e densidade de equipamentos dentro de uma SE é grande, nem sempre é possível obter uma visão integral do equipamento monitorado, mesmo que se movimente unidade de aquisição.

Isto implica que o sistema de visão deve ser capaz de segmentar o termograma separando o sinal térmico proveniente do objeto de sinais provenientes de outros equipamentos que se sobrepõem ou se confundem na imagem. Este fator é crítico, pois o sinal térmico obtido é utilizado nos modelos de diagnósticos.

Situações como a ilustrada na Figura 4.10(b) mostram que a identificação do equipamento também não é suficiente para a extração da região de interesse do

⁴ <http://lumasenseinc.com/EN/products/thermal-imaging-systems/thermalspection-724/>

termograma. Mesmo sendo auxiliados por câmeras digitais convencionais, estes sistemas enfrentam dificuldades quando se deparam com cenas com baixa luminosidade ou que objetos com cores e texturas similares estejam na mesma linha de visão.

Tendo em vista as dificuldades de identificação e localização de objetos, alguns autores propuseram formas de segmentação de imagens baseadas em visão tridimensional para lidar com tarefas complexas. Prakash, Lee e Caelli (PRAKASH, LEE e CAELLI, 2006) utilizam duas câmeras térmicas em um arranjo estereoscópico para a geração de modelos térmicos tridimensionais. A principal desvantagem desta abordagem, além do custo de se manter duas câmeras térmicas, é que ele não oferece solução para a dificuldade de identificação dos objetos em cena.

Alegre (ALEGRE, 2007) empregou a segmentação baseada na profundidade para orientação de um manipulador robótico utilizando câmeras convencionais. Para isso, utilizou uma plataforma de visão estereoscópica comercial chamada Bumblebee⁵ que é composta por duas câmeras.

Este mesmo equipamento é utilizado também por Campo, Ruiz e Sappa (CAMPO, RUIZ e SAPP, 2012) que o utilizaram em conjunto com uma câmera térmica para a geração de imagens térmicas tridimensionais. Este último arranjo proporciona uma vantagem interessante, pois a imagem térmica tridimensional é gerada por correlação com um mapa de disparidade mais robusto criado pelas câmeras digitais convencionais. Este arranjo também foi utilizado por Calado e Ursine (CALADO, *et al.*, 2012) em um sistema para segmentação de imagens térmicas.

Tendo em vista os objetivos propostos para o sistema de visão, as principais diretrizes para a escolha da arquitetura estão voltadas para as restrições apresentadas na Seção 2.3: o sistema deve identificar o equipamento em situações de posição, iluminação e escalas diferentes e deve ser capaz de separar o sinal térmico do equipamento de outros equipamentos que estejam à frente ou ao fundo da imagem.

Avaliando a literatura percebe-se que a utilização de uma câmera digital convencional é uma alternativa interessante para o processo de identificação sendo necessário avaliar os métodos de classificação de padrões mais adequados à aplicação. Além disso, a utilização de mapas de disparidade é também uma alternativa interessante para realizar a segmentação do termograma de forma a separar sinais térmicos provenientes de objetos que obstruam o equipamento inspecionado ou que se confunda com o mesmo.

⁵ <http://www.ptgrey.com/products/stereo.asp>

Com base nestes argumentos, este trabalho foca seu desenvolvimento na construção de um sistema de visão estereoscópico trinocular formado por duas câmeras convencionais e uma câmera térmica. A diversidade de equipamentos disponíveis permite o dimensionamento técnico e econômico dos equipamentos que o compõem.

A utilização de técnicas de autocalibração é uma escolha arriscada quando se envolve câmeras térmicas pela dificuldade de identificação de objetos já citados anteriormente. Pelo mesmo motivo, utilizar o método de Harvey para realizar a retificação das imagens é pouco aconselhável.

A segunda questão é conseguir gerar um padrão de calibração que possa ser captado em ambas as faixas do espectro (visível e infravermelho). Isso pode ser alcançado de duas maneiras: materiais visualmente diferentes em temperaturas também diferentes, como em (YANG, *et al.*, 2011) e (GSCHWANDTNER, *et al.*, 2011), ou utilizar materiais visualmente diferentes e de emissividade diferentes a uma mesma temperatura, como em (URSINE, *et al.*, 2012).

A segunda opção, apesar de parecer complexa, é de fácil construção, pois materiais metálicos geralmente apresentam baixos valores de emissividade e materiais orgânicos como fitas adesivas ou tintas possuem emissividades bem mais altas. Esta combinação permite a utilização do método de Bouguet (BOUGUET, 2010) de forma irrestrita.

5 RECONHECIMENTO DE PADRÕES E REGISTRO DE IMAGEM

Reconhecer um objeto através de suas características visuais exige que um sistema identifique um conjunto suficiente de evidências que permitam distinguir, inequivocamente, este objeto dos demais, indicando se este se encontra presente em cena ou não.

Duda, Hart e Stork (DUDA, HART e STORK, 2001) definem reconhecimento de padrões como o ato de se avaliar dados brutos e tomar uma decisão baseado na sua categoria. De forma mais geral, o que Duda afirma é que o reconhecimento de padrões está relacionado à capacidade de um sistema em atribuir significado a uma série de dados ou eventos e, em diferentes condições, o classificar corretamente.

Pedrini (PEDRINI e SCHWARTZ, 2008) apresenta uma definição mais completa quando afirma que a classificação de padrões visa determinar um mapeamento que relaciona as características extraídas de amostras desconhecidas com um conjunto de rótulos, apresentando a restrição de quais amostras com características similares devem ser mapeadas com o mesmo rótulo.

Nesta definição, Pedrini desdobra a tarefa de reconhecimento de padrões evidenciando que a habilidade de classificação está relacionada a várias capacidades: extração, seleção e classificação. Inicialmente um algoritmo deve extrair (*feature extraction*) e selecionar (*feature selection*) características para, em seguida, definir um modelo discriminativo utilizado para separar as classes (*model selection*) para, então, realizar a classificação (*classification*). Comumente, adicionam-se etapas de pré-processamento e pós-processamento do sinal para prepará-lo para o processo e para trata-lo antes da apresentação do resultado final.

Em termos de classificação, os sistemas de reconhecimento de padrões podem ser indutivos, que inferem a lógica de classificação a partir dos dados de um conjunto de

amostras, ou dedutivos, que determinam como a lógica de classificação se enquadra no conjunto de amostras.

Esta separação também levanta outro ponto importante: a utilização de dados coletados previamente como fonte de informação para o processo de classificação. Se um algoritmo utiliza dados coletados anteriormente, conhecimento *a priori*, na formulação um modelo de classificação este algoritmo tem um aprendizado qualificado como supervisionado.

Estes métodos passam por uma fase de treinamento na qual são oferecidas amostras rotuladas das quais são extraídas as características mais importantes para a discriminação entre as classes. Quanto maior a base de treinamento melhor é a capacidade destes métodos de separação das imagens que estão na base de treinamento. Contudo, caso a base de treinamento seja muito grande o algoritmo pode ser “viciado” nesta base, o que atrapalha sua capacidade de predição.

Se um algoritmo avalia os dados sem conhecimento *a priori* ele é qualificado como não supervisionado. Neste tipo de abordagem o próprio algoritmo cria um conjunto de classes com base nas observações que ele mesmo realiza sobre a estrutura dos dados. Se um algoritmo avalia os dados sem conhecimento e *a priori*, mas ao final do processo recebe *retorno* sobre a qualidade do seu modelo ele é qualificado semi-supervisionado.

Seja qual for o tipo de aprendizado, mesmo a mais simples das técnicas de classificação passa pelas etapas descritas. Um exemplo disso é um algoritmo simples, e muito útil, de reconhecimento de padrões visuais chamado *Template Matching*.

Este método baseia-se na coleta de uma imagem, ou um banco de imagens, como referência de cada classe de objeto. Esta imagem é comparada integralmente (seleção de características) através de uma função de similaridade agregada como, por exemplo, o SAD, SSD ou NCC com toda a cena onde se procura identificar o objeto (extração de características). A coordenada com maior similaridade, ou cuja similaridade ultrapassar um determinado limiar, é considerada uma identificação positiva (classificação).

Utilizar todos os dados da imagem de referência para realizar a busca pode ser considerado um desperdício de tempo de processamento, pois grande parte dos pixels (características) possui pouca informação relevante para a resolução do problema. Da mesma forma, uma função discriminativa rígida como a estabelecida por este algoritmo insensível às mudanças de contexto, pois, tomando como exemplo um valor de limiar de

similaridade de 0,900, a diferença conceitual de um valor 0,901 para um valor 0.897 é completamente distinto de seu efeito prático. Por este motivo, várias pesquisas foram, e continuam sendo, realizadas na busca por melhores formas de extrair, selecionar e classificar padrões.

5.1 EXTRAÇÃO E SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS

Os métodos de seleção de características têm como objeto encontrar um subconjunto que melhore a precisão e diminua a dimensionalidade sem implicar em perda significativa no resultado da classificação. Isto significa escolher, dentre todos os dados que compõem a amostra, quais aqueles que são relevantes à resolução do problema e como descrevê-los de forma a facilitar sua utilização no processo de classificação.

Segundo Pedrini, um objeto pode ser representado em termos de suas características externas (bordas) ou características internas (pixels que compõem o objeto). Esta representação deve ser transcrita em uma descrição que, por sua vez, deve permitir a caracterização da forma do objeto sem ambiguidades e com o menor número de informação possível. Os algoritmos responsáveis por identificar tais características são conhecidos como detectores ou extratores. Já aqueles dedicados a descrição desse conjunto de características são conhecidos como descritores.

Em aplicações reais, as formas dos objetos podem sofrer distorções que dificultam a identificação destas características. Assim, as características extraídas precisam apresentar pouca sensibilidade às mudanças de contexto como, por exemplo, tamanho, luminosidade, posição ou ruído na aquisição. Geralmente, os pontos que possuem estas características se localizam em regiões de alto contraste da imagem como as bordas de um objeto.

A busca por essa estabilidade, ou invariância como é conhecida, motivou, e ainda motiva, a criação de diversos esquemas de extração e representação dos objetos. As invariâncias que despertam maior interesse são a invariância à escala, à rotação, à luminância e à oclusão.

Para lidar com o problema de escala da imagem, David Lowe (LOWE, 1999) desenvolveu o método SIFT (*Scale-Invariant Feature Transform*). Este método baseia-se na comparação individual de cada ponto de interesse candidato com uma característica extraída de uma imagem de referência através de Distância Euclidiana. Este método, então,

realiza transformadas de Hough para todos os conjuntos que possuem três ou mais características que indicam a correspondência com o objeto referência. Estes locais são repassados às etapas subsequentes que avaliam o grau de similaridade considerando sua rotação, escala e posição.

Em 2006, Herbert Bay (BAY, TUYTELAARS e GOOL, 2008) apresentou um novo descritor local chamado SURF (*Speeded Up Robust Features*). Inspirado no SIFT o SURF local de características é baseado na em gradientes locais em rotações específicas para atingir a invariância à rotação.

Para reduzir o tempo de execução exigido pelos métodos vigentes, Rosten (ROSTEN e DRUMMOND, 2006) criou um detector baseado na avaliação da vizinhança local em forma de disco. O FAST (*Features From Accelerated Segment Test*) é um disco de raio r em torno do pixel avaliado. Se n pixels desta circunferência forem mais intensos que o pixel central em um nível t este pixel é considerado uma característica forte.

A ideia apresentada no FAST influenciou o trabalho de Leutenegger (LEUTENEGGER, CHLI e SIEGWART, 2011) no desenvolvimento do BRISK (*Binary Robust Invariant Scalable Keypoints*) enquanto Rublee (RUBLEE, *et al.*, 2011) utilizou o FAST em uma análise em pirâmide para detectar pontos de interesse invariantes à escala.

Vários autores se dedicaram a avaliar comparativamente o desempenho destes métodos. Dentre os trabalhos nesta área, Khvedchenia (KHVEDCHENIA, 2012) criou uma ferramenta de teste comparativa que permite avaliar, para uma determinada situação, qual o desempenho dos métodos de extração e descrição com base em critérios de: tempo de processamento por frame e total, quantidade de correspondências com alta probabilidade de acerto, percentual de correspondências e erros de reprojeção homográfica.

5.2 REGISTRO DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS

O registro de imagens é um tópico consolidado na visão computacional. Entretanto, quando este é aplicado na fusão ou sobreposição de imagens geradas por câmeras que operam em diferentes espectros de radiação várias adversidades são percebidas.

Analisando a forma de geração do termograma, percebe-se facilmente que o contraste da imagem pode ser resultado de temperaturas diferentes, de reflexões de outros

objetos que se encontram em temperatura superior ao objeto monitorado ou de emissividades diferentes de objetos diferentes com a mesma temperatura. Deduz-se também que a amplitude deste contraste depende da faixa de temperatura que se está medindo, conhecida como nível (*level*), e do esquema de cores escolhido para a visualização do termograma.

Alguns autores abordam este problema através do alinhamento físico dos centros ópticos e dos campos de visão das câmeras. St-Laurent, Prevost e Maldague (ST.LAURENT, PRÉVOST e MALDAGUE, 2010) e Bienkowski (BIENKOWSKI, *et al.*, 2012) utilizam um arranjo de câmeras posicionadas com 90° de rotação entre si no qual o registro entre as imagens ocorre através de uma óptica especial que reflete a imagem captada pela câmera convencional e transmite o sinal capturado pela câmera térmica, Figura 5.1(a).

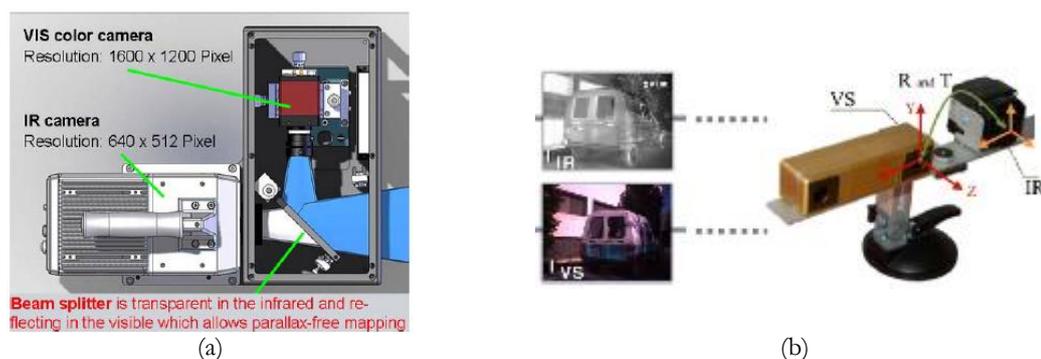


Figura 5.1 Arranjos para o registro entre imagens por reflexão (a) por homografia (b).
 Fonte: (BIENKOWSKI, *et al.*, 2012), (CAMPO, RUIZ e SAPPA, 2012)

Silvino (SILVINO, *et al.*, 2010) também adota o alinhamento pixel a pixel das câmeras. No entanto, seu trabalho é realizado com as câmeras alinhadas paralelamente e rotacionadas para uma determinada profundidade de foco. O problema para este tipo de abordagem é que ela estabelece, indiretamente, uma profundidade de foco para a qual esta relação é válida. Com o afastamento ou aproximação do alvo, as imagens entre as câmeras se desalinham.

Sendo esta uma restrição severa, o alinhamento através do processamento das imagens ganha espaço. Campo, Ruiz e Sappa, Figura 5.1(b), utiliza técnicas baseadas neste princípio tendo como ponto fundamental a necessidade de se identificar características comuns entre as imagens e, através destes pontos, encontrar a matriz homográfica que permita a transformação das imagens.

Para adquirir estas características em comum, Jarc (JARC, *et al.*, 2007) utiliza informação de textura adquirida através do coeficiente de Laws. Os coeficientes de Laws estabelecem quatro filtros unidimensionais que representam características ponto, borda, nível e ondulação. Estes coeficientes são convoluídos sobre toda a imagem identificando as texturas.

Wang (WANG e SUN, 2011) utiliza a extração de características e a matriz homográfica como forma de sobreposição entre as imagens. Wang utiliza o SIFT (LOWE, 1999) como método de extração de características, tendo a Diferença de Gaussianas (DoG) como etapa de pré-processamento para identificar as características mais significativas. A homografia entre as imagens é realizada através da função de consenso randômica RANSAC (FISCHLER e BOLLES, 1981).

O método de Lowe também é utilizado por Aguilera (AGUILERA, *et al.*, 2012) em conjunto com o descritor baseado em histograma, EOH (*edge-oriented-histogram*). No entanto, seu trabalho trata apenas casos em que o campo de visão e a resolução espacial das câmeras são idênticos.

5.3 ASPECTOS RELEVANTES AO TRABALHO

Não há convenção a respeito de uma solução padrão quando se deseja desenvolver um sistema de reconhecimento de padrões. De fato, a dependência da aplicação é tamanha que mesmo em aplicações similares os resultados podem ser conflitantes. Por isso, é necessário compreender o problema para determinar a melhor estratégia e, dentro da estratégia escolhida, identificar pontos relevantes para a resolução do problema.

Nesta dissertação, considera-se uma situação em que o objeto que precisa ser identificado se encontra estático em cena sendo que o equipamento de medição se locomove pelo ambiente. Neste caso sabe-se, *a priori*, onde os objetos se encontram e sabe-se, também, que há um número limitado de equipamentos e de diferentes classes de equipamentos. Estas duas situações direcionam a escolha da estratégia para o uso de técnicas supervisionadas de aprendizado e classificação.

Entretanto, devido ao movimento do sistema de visão e à disposição dos equipamentos no ambiente, equipamentos do mesmo tipo podem ser inspecionados de diferentes distâncias, ângulos de visão e condições de iluminação. Pode-se, por exemplo,

monitorar dois para-raios de modelos idênticos sendo que um se encontra a uma distância maior do sistema de visão ou que um deles se encontre abrigado e outro não.

Estas situações provocam mudanças consideráveis na forma, magnificação ou textura com que as câmeras percebem estes equipamentos sendo que estes sejam pouco similares entre si. Por este motivo, abordagens supervisionadas que tem como prerrogativa a formação de bases de dados de treinamento focadas somente na tipificação do equipamento não se configuram em uma alternativa prática para a resolução do problema.

Assim, entende-se que é mais prático e confiável que as bases de treinamento desenvolvidas neste trabalho sejam centradas nos equipamentos individualmente. Resta, então, definir qual a metodologia empregada para identificar e localizar os equipamentos.

Como metodologia para a identificação e localização, serão investigados os métodos baseados em detectores, descritores e correspondência de características. Como o número deste tipo de método é crescente na literatura, avalia-se a possibilidade de se realizar testes comparativos entre as alternativas mais consolidadas.

Para garantir que o sistema de visão consiga realizar o registro entre termogramas e imagens, com a mesma precisão para diferentes distâncias, a abordagem baseada em detecção e descrição de características também será utilizada nesta tarefa. No entanto, diferente da busca por correspondência realizada cena a cena como nos trabalhos de Campo, Ruiz e Sappa (CAMPO, RUIZ e SAPPA, 2012) e Wang (WANG e SUN, 2011), avalia-se a possibilidade de, durante a calibração, se encontrar uma matriz homográfica que represente a relação entre as câmeras e que, durante o monitoramento, seja realizado apenas o seu “refinamento”.

6 AVALIAÇÃO DAS INCERTEZAS DE MEDIÇÃO

A Termografia se baseia no princípio que é possível capturar, sem contato físico, a radiação térmica de uma determinada região no espaço e atribuir a ela uma temperatura específica. Para que tal preceito seja válido, dentre outros fatores, é necessário que esta área tenha, no mínimo, as dimensões do MFOV da câmera térmica. No entanto, em um sistema de visão composto por múltiplas câmeras, esta condição não é suficiente para garantir a confiabilidade da medição realizada.

A Termografia, por si só, é uma importante fonte de incertezas. Estas incertezas, chamadas incertezas intrínsecas, são inerentes à Termografia como técnica de medição de temperatura. A análise das fontes de incerteza de medição e seus impactos é objeto de estudo de vários autores como Minkina (MINKINA e DUDZIK, 2005), Chrzanowski (CHRZANOWSKI, 2010) e Teixeira (TEIXEIRA, 2012).

Este trabalho desconsidera as incertezas intrínsecas do processo de medição atendo-se somente a outro tipo de incerteza provocada pelas estimativas e distorções associadas às transformações envolvidas no processo captura das imagens. Avaliando-se o sistema de visão percebe-se que as distorções criadas pelo conjunto óptico e pelas transformações realizadas durante a captura da imagem afetam a relação entre a coordenada real e sua projeção gerando, com isso, incertezas espaciais que também influenciam o resultado da medição.

Logo, o objetivo da análise das incertezas espaciais é determinar, dentro de um determinado intervalo de confiança, qual a área disponível para a aquisição da temperatura dada as distorções e estimativas de um sistema de visão formado por câmeras convencionais e câmera térmica.

Em um sistema de visão estereoscópico, podem-se identificar as fontes de incertezas originadas pelos processos de correspondência estereoscópica, compensação da magnificação e reprojeção das imagens. Isto significa que quando um ponto P_{vis} é identificado por uma câmera convencional e este é utilizado para localizar um ponto P_{IR} na câmera térmica que corresponde a uma temperatura T , as transformações projetivas e correções realizadas provocam um deslocamento espacial entre as imagens, como pode ser visto na Figura 6.1.

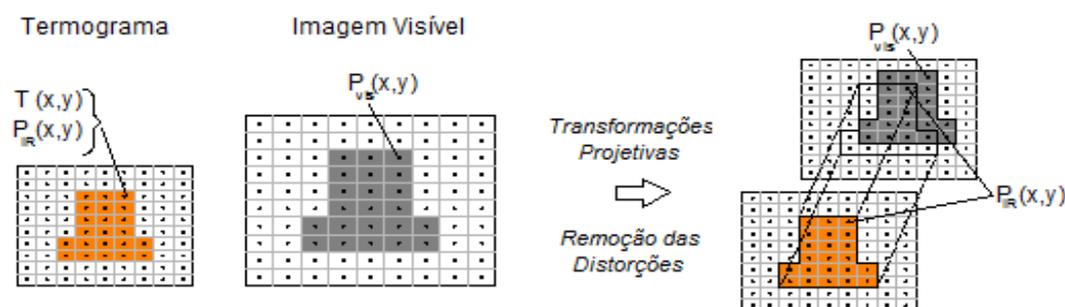


Figura 6.1 Incerteza de correspondência após transformações.
Adaptado de: (URSINE, *et al.*, 2012)

Desta forma, considera-se que o correspondente de um ponto em uma imagem encontra-se, na imagem da outra câmera, não em um ponto exato, mas em uma região determinada pela incerteza combinada dos processos citados.

Logo, para garantir que este sistema de visão possa realizar termografia com a confiabilidade necessária, estas incertezas precisam ser identificadas e quantificadas. Para isso, faz-se necessário primeiro compreender o significado e as diferenças entre os conceitos de erro e incerteza de medição.

6.1 INCERTEZAS DE MEDIÇÃO

Segundo Minkina (Minkina, 2009) a incerteza de medição pode ser definida como o parâmetro que caracteriza a distribuição dos valores de medição que podem ser atribuídos, de forma justificada, a um valor medido. Esta relação é indissociável, pois o resultado da medição de qualquer grandeza física está invariavelmente associado um nível de incerteza, que poderá ser quantificada, monitorada e reduzida, porém nunca eliminada. É importante observar, conforme pontua Teixeira (TEIXEIRA, 2012), que a incerteza de medição não é

um erro, mas a incapacidade de se estabelecer o valor exato do mensurando e que esta é proveniente de erros de medição decorrentes do próprio processo.

O erro de medição é composto pela soma de três componentes: os erros sistemáticos, os erros grosseiros e os erros aleatórios. Os erros sistemáticos ocorrem devido a um fator constante de erro e tendem a se repetir nas mesmas condições de medição. Por este motivo podem ser identificados e corrigidos pela introdução de um fator de correção. Sua influência é denominada efeito sistemático. Os erros grosseiros ocorrem devido ao mau uso ou mau funcionamento do instrumento de medição. Este tipo de erro deve ser identificado no planejamento e preparação da medição. Seu efeito geralmente cria situações improváveis o que facilita sua identificação.

Os erros aleatórios, como o próprio nome indica, ocorrem devido a fatores imprevisíveis e seu efeito é, conseqüentemente, de difícil identificação e correção. Para esse tipo de erro, vista a incapacidade de prever sua origem ou seu comportamento, é necessário estabelecer uma distribuição de probabilidade da sua ocorrência e do efeito que provoca sobre a medição.

Depois de identificados e classificados, dois valores numéricos devem ser estimados para cada fonte de incerteza: a incerteza padrão (u) e a correção (C). A incerteza padrão é uma medida relacionada aos erros aleatórios associados à fonte de incerteza. Como afirma Gonçalves Jr. (GONÇALVESJR., 2002), a incerteza padrão de uma fonte de incertezas é definida como a faixa de dispersão em torno do valor central equivalente a um desvio padrão.

Segundo Di Leo (DI LEO, LIGUORI e PAOLILLO, 2011) quando dados com algum grau de incerteza são utilizados em algoritmos numéricos a incerteza de medição dos resultados podem ser avaliados através de uma abordagem *a posteriori*, em que é feita uma análise estatística de um conjunto de resultados obtidos por uma série de repetições da execução do algoritmo, ou através de uma abordagem *a priori*, em que se desenvolve uma relação analítica entre entradas e saídas utilizadas na propagação das incertezas.

Quando esta é estimada através de procedimentos estatísticos ou experimentais a fonte de incertezas é definida como uma incerteza do Tipo A. Através da realização de n observações repetitivas do mensurando pode-se estimar, para uma variável q , sua média \bar{q} como:

$$\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n q_k \quad (6.1.1)$$

E seu desvio padrão experimental $s(q)$ como:

$$s(q) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (q_k - \bar{q})^2}{n - 1}} \quad (6.1.2)$$

Se apenas uma medição é feita, seu desvio padrão experimental, $s(q)$, é igual a incertezas padrão para aquela variável, $u(q)$, ou seja:

$$s(q) = u(q) \quad (6.1.3)$$

Entretanto, caso um número m de medições sejam realizadas para a obtenção do valor médio e para realização do cálculo da incerteza padrão, esta será expressa por:

$$u(q) = \frac{s(q)}{\sqrt{m}} \quad (6.1.4)$$

Quando a incerteza é estimada, por praticidade ou por impossibilidade, por meios não estatísticos ela é definida como incerteza do Tipo B. Para este tipo de incerteza são utilizadas informações *a priori*.

Estas informações são obtidas através de outras fontes como medições anteriores, especificações do equipamento, avaliações analíticas do processo, manuais ou do próprio conhecimento empírico do processo.

Quando não há expectativa sobre o comportamento da variável, a estratégia adotada é definir seus limites máximos de variação e admitir que ela possa se encontrar em qualquer parte deste intervalo com igual probabilidade (distribuição uniforme da probabilidade). Sendo assim:

$$\bar{q} = \frac{l_s - l_i}{2} \quad (6.1.5)$$

e

$$u(q) = \frac{l_s - l_i}{2\sqrt{3}} \quad (6.1.6)$$

Onde l_s e l_i são, respectivamente, os limites superior e inferior da faixa de variação.

Uma variável do Tipo A pode assumir tanto uma distribuição normal, como na Figura 6.2(a), como uma distribuição uniforme, Figura 6.2(b), mas a incerteza do Tipo B não pode assumir outra densidade de probabilidade senão a uniforme, Figura 6.2(b).

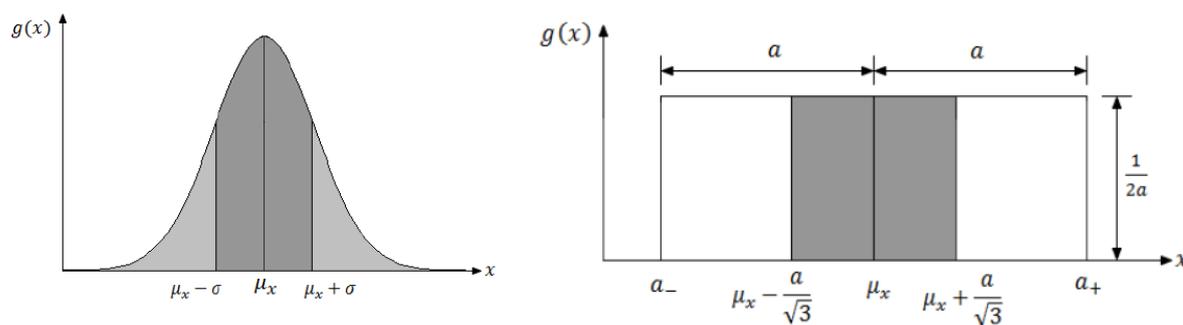


Figura 6.2 Densidade de probabilidade de uma variável do Tipo A com distribuição normal (a) e densidade de probabilidade de uma variável do Tipo B com distribuição uniforme (b)
 Fonte: (MINKINA e DUDZIK, 2009).

Dado um conjunto de fontes de incertezas de um processo, suas influências devem ser combinadas para que as correções possam ser determinadas. Para os erros sistemáticos, os efeitos devem ser combinados através de uma simples soma aritmética. Para erros aleatórios o processo é consideravelmente mais complexo.

A incerteza padrão combinada u_c estimada corresponde ao desvio padrão resultante da ação combinada das várias fontes de incertezas consideradas (GONÇALVESJR., 2002). Para fontes de incertezas estatisticamente independentes ela é calculada da seguinte forma:

$$u_c = \sqrt{u_1^2 + u_2^2 + \dots + u_n^2} \tag{6.1.7}$$

Onde u_i são as incertezas padrão para as n fontes de incertezas.

A incerteza expandida U_p corresponde à faixa de valores que enquadra a incerteza com um determinado nível de confiança percentual (GONÇALVESJR., 2002). Isto significa que, dada a uma distribuição probabilística da incerteza padrão combinada, estipula-se o intervalo de valores para o qual uma fração p estará presente. Esta fração p é definida como o nível de confiança do resultado de medição e é representado pelo fator k_p chamado de fator de abrangência. A incerteza expandida é dada por:

$$U_p = k_p \cdot u_c \tag{6.1.8}$$

O fator k_p equivale ao coeficiente de Student correspondente a um nível de confiança. Este valor é tabelado e segundo o GUM “*Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement*” (CGM, 2008) se $k = 1$ o nível de confiança é de, aproximadamente, 68%, se $k = 2$ o nível de confiança é de aproximadamente 95% e para $k = 3$ o nível de confiança é de aproximadamente 99%. A Figura 6.3 mostra o significado deste fator para uma distribuição normal.

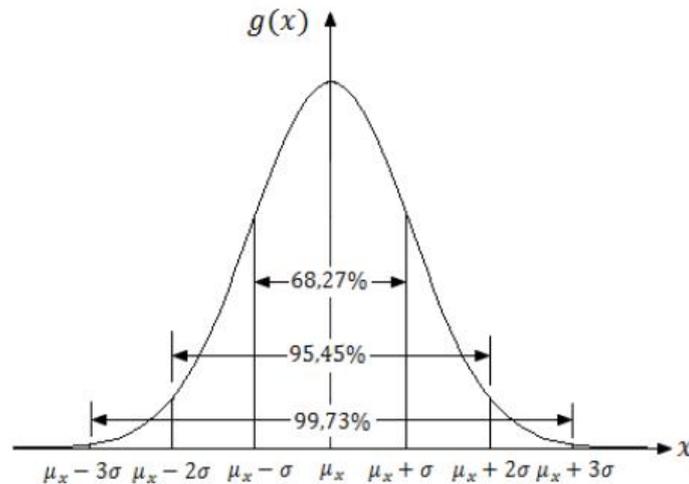


Figura 6.3 Nível de Confiança para $k = 1$ (68,27%), $k = 2$ (95,45%) e $k = 3$ (99,73%) para uma distribuição normal

Fonte: (MINKINA e DUDZIK, 2009).

6.1.1 FONTES DE INCERTEZA ESPACIAIS EM UM SISTEMA DE VISÃO

As incertezas do processo de retificação são provenientes das matrizes obtidas durante a calibração. Como a transformação é reversível, é possível, a partir de uma imagem retificada, reprojeter suas coordenadas originais. Bouguet (BOUGUET, 2010) utiliza esta propriedade e calcula a distância, em pixels, da coordenada original e sua reprojeção assumindo-a, assim, como erro de reprojeção.

Como são adquiridas várias imagens durante o processo de calibração, é possível coletar um número suficiente de pontos para determinar não só os limites máximos e mínimos do erro, como também a distribuição de probabilidades do erro da calibração.

O mesmo princípio foi utilizado por Ursine e Calado (URSINE, *et al.*, 2012) para avaliar as incertezas da correção do campo de visão (FOV) e da magnificação entre câmeras convencionais e câmeras térmicas para o registro de imagens.

Neste trabalho, Ursine e Calado assumem que as incertezas provocadas pela magnificação das imagens podem ser obtidas através da média das medianas das distâncias entre as reprojeções das coordenadas de uma imagem para a outra. Este procedimento é realizado calculando-se a mediana das distâncias, em pixels, de cada ponto a todos os seus adjacentes horizontal e vertical, Figura 6.4.

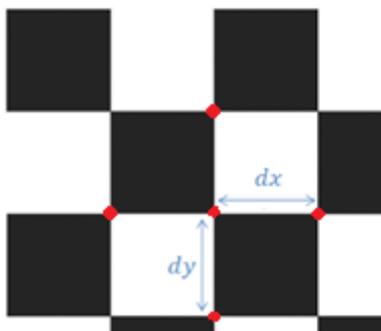


Figura 6.4 Distâncias adjacentes ao ponto

Calculadas as distâncias, a magnificação é dada por:

$$M_x = \frac{\overline{dx_{VIS}}}{\overline{dx_{IR}}} \quad (6.1.9)$$

$$M_y = \frac{\overline{dy_{VIS}}}{\overline{dy_{IR}}} \quad (6.1.10)$$

Onde M_x é a magnificação horizontal, M_y é a magnificação vertical, \overline{dx} and \overline{dy} São as medias das distâncias verticais e horizontais dx e dy entre os pontos adjacentes.

Resultam desta operação os coeficientes de magnificação entre as duas imagens. Esta operação é repetida para todas as imagens captadas durante o processo de calibração e, ao final, a magnificação na direção x e y são calculadas como as medianas.

$$Mag_x = mediana(M_x) \quad (6.1.11)$$

$$Mag_y = mediana(M_y) \quad (6.1.12)$$

Para ajustar as projeções, a imagem da câmera convencional é redimensionada de acordo com a magnificação encontrada. Para reduzir a perda da forma pela suavização das bordas o método de interpolação bicubica é utilizado nesta operação.

As magnificações em x e y são fatores de escala para ajustar os pontos da imagem magnificada aos pontos do termograma. O erro é dado justamente pela diferença entre os pontos entre ambas as imagens:

$$Erro(x, y) = Mag(x, y) - IR(x, y) \quad (6.1.13)$$

O calculo do erro para cada uma dos pontos de interesse fornece o erro do ajuste para cada coordenada (x, y) . Sobre esta diferença são calculados, então, os desvios padrão em ambas as direções. O desvio padrão fornece a dispersão de cada ponto em relação suas coordenadas x e y . Isso significa que, para cada coordenada x e y , cria-se uma região na qual:

$$(x, y) = (x \pm s_x, y \pm s_y) \tag{6.1.14}$$

O erro apresentado na Equação (6.1.13) é o cálculo para apenas um único ponto. Logo, cada ponto possui um valor diferente de erro. O desvio padrão desses erros informa um intervalo, em pixels, onde essas diferenças podem ser encontradas dentro de um determinado nível de certeza.

Estes dois erros e suas distribuições permitem avaliar qual o deslocamento esperado entre as imagens após todas as transformações. A combinação destes valores permite determinar qual o intervalo espacial no qual um pixel da câmera térmica pode se localizar dado um nível de confiança, Figura 6.4.

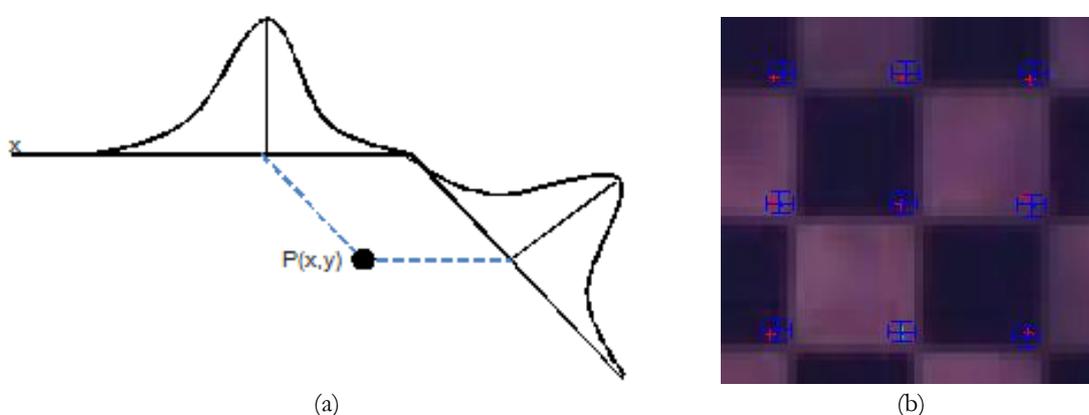


Figura 6.4 Distribuição de probabilidade de localização de um pixel (a) e os intervalos de confiança (b)

Só então é possível determinar a área confiável de medição térmica. A Figura 6.5(a) mostra uma situação em que a zona de incerteza inclui a superfície do objeto de interesse, parte da projeção da imagem térmica e o fundo da imagem. A Figura 6.5(b) ilustra a área confiável de medição.

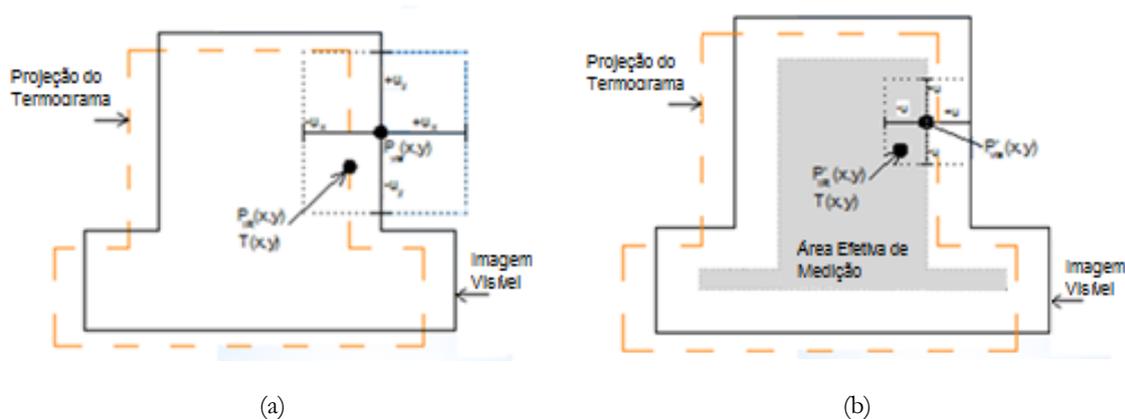


Figura 6.5 Intervalo de confiança: (a) zona de confiança da imagem sobre a câmera convencional (b) área de medição térmica resultante da zona de confiança.

Fonte: (URSINE, *et al.*, 2012).

6.2 AVALIAÇÃO DAS INCERTEZAS DE MEDIÇÃO

O GUM estabelece regras gerais para avaliar e expressar a incerteza de medição. Este guia foi publicado pela ISO em 1993, e reeditado em 1995, e, desde então, constitui o documento de referência para a avaliação de incertezas de medição. A sua metodologia tem como suporte o desenvolvimento em série de Taylor de 1ª ordem que ocasiona um conjunto de restrições ao tipo de modelos matemáticos a que se aplica.

Para o seu uso adequado, a estrutura requer, na sua fase de formulação, um conjunto de informações associada às grandezas de entrada do modelo matemático: as suas funções distribuição de probabilidade; e seus parâmetros; e a forma de obtenção dessa informação (diferenciação em variáveis do tipo A ou do tipo B). Além disso, o método apresenta algumas limitações práticas que segundo Minkina (MINKINA e DUDZIK, 2005) são:

- A necessidade de se construir um modelo matemático da medição;
- Requer condições de linearidade do modelo;
- Requer distribuição normal da variável aleatória que representa os valores possíveis do mensurando.
- Conhecimento dos graus de liberdade de todas as contribuições para a avaliação de incerteza (quer sejam provenientes de variáveis do Tipo A ou do Tipo B).

Quando alguns destes requisitos não são conhecidos *a priori*, este método torna-se inadequado à resolução do problema. Nesses casos, abordagens numéricas têm sido empregadas para a simplificação da resolução destes problemas. Dentre estas abordagens uma tem ganhado espaço: o Método de Simulação de Monte Carlo.

Desenvolvido durante a Segunda Guerra Mundial, o Método de Simulação de Monte Carlo (MMC) é um método estatístico de simulação e análise numérica, tendo sido aplicado com sucesso a diferentes áreas do conhecimento científico.

Baseado no conceito de propagação de distribuição de probabilidades, o MMC é uma alternativa numérica para o cálculo de incerteza de medição onde o modelo matemático apresenta relativa complexidade, ou não atende aos critérios necessários para aplicação do GUM (TEIXEIRA, 2012).

A aplicação do conceito de propagação de distribuição de probabilidades é realizada assumindo-se uma função de densidade de probabilidade para cada uma das variáveis que

compõem o modelo da medição. Em seguida, geram-se valores aleatórios correspondentes a cada uma das distribuições de probabilidade assumidas. Os conjuntos de dados aleatórios são simultaneamente avaliados no modelo produzindo resultados compondo a função de densidade de probabilidade resultante.

A avaliação da incerteza de medição pelo MMC por ser resumida nos seguintes passos (MINKINA e DUDZIK, 2009):

1. Definir o modelo matemático da medição, $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N)$;
2. Identificar as variáveis X_i que contribuem para incerteza de Y ;
3. Estabelecer as funções de densidade de probabilidade (FDP) para as variáveis de entrada com base no conhecimento disponível;
4. Definir o número de amostras M que serão geradas para a simulação;
5. Propagar as funções de densidade de probabilidade assumidas através do modelo matemático de Y ;
6. Ordenar as amostras de Y , $y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$;
7. Calcular sua média, \hat{y} , incerteza padrão, $u(y)$ e intervalo de abrangência $[y_{min}, y_{max}]$.

6.3 ASPECTOS RELEVANTES AO TRABALHO

A avaliação das incertezas em um sistema de visão estereoscópico não é um tema central dos institutos de pesquisa e geralmente estão relacionados à metrologia dimensional. Grande parte da literatura como (VIDAS, *et al.*, 2012), (ST-LAURENT, PRÉVOST e MALDAGUE, 2010) e (YANG, *et al.*, 2011) se restringem a avaliar, experimentalmente, o erro entre a coordenada original e o ponto estimado pela calibração tendo a como única informação sobre a incerteza a faixa de erro de calibração oferecido por ferramentas como a de Bouguet.

Contúdo, trabalhos como o de Di Leo (DI LEO, LIGUORI e PAOLILLO, 2011), Ursine e Calado (URSINE, *et al.*, 2012) e Feliciano e Leta (FELICIANO, SOUZA e LETA, 2011) estabeleceram métodos de propagação das incertezas dos processos de calibração e triangulação estereoscópica.

Um ponto em comum entre estes trabalhos é que ambos afirmam que definir um modelo analítico de avaliação das incertezas espaciais de um sistema de medição como recomenda o GUM é uma tarefa que exige um elevado conhecimento analítico dos

modelos matemáticos envolvidos no sistema de visão e que, por isso, avaliações através de métodos numéricos se constituem como uma boa alternativa para a resolução deste problema.

Nestes trabalhos as fontes de incertezas da visão computacional são tratadas como incerteza do Tipo A que podem ser medidas como o desvio padrão de uma série de M valores obtidos por N aquisições da imagem em condições estacionárias de todos os parâmetros controláveis de influência.

De fato, Di Leo avalia analiticamente o processo de calibração e triangulação, mas utiliza resultados experimentais e o Método de Simulação de Monte Carlos para a validação de seus modelos. Contudo, ele não analisa os efeitos de outras transformações realizadas sobre as imagens que também afetam as relações entre câmeras com diferentes conjuntos de sensores e ópticos como, por exemplo, a reamostragem da imagem (ampliação ou redução) e os algoritmos de segmentação.

7 DESENVOLVIMENTO E TESTE DO SISTEMA DE VISÃO

7.1 DESCRIÇÃO DO SISTEMA DE VISÃO

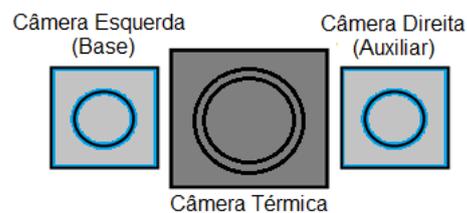
A arquitetura proposta consiste em um sistema de visão trinocular multiespectral composto por duas câmeras digitais convencionais e uma câmera térmica. A câmera térmica opera no espectro infravermelho de ondas longas (LWIR).

A câmera térmica foi posicionada simetricamente entre as câmeras convencionais. Este arranjo foi escolhido para maximizar a distância entre as câmeras convencionais e manter a câmera térmica próxima à câmera com a qual ela terá sua imagem projetada (câmera base).

Por convenção, a câmera que se encontra à esquerda da câmera térmica foi denominada câmera base e a que se encontra à direita da câmera térmica foi denominada câmera auxiliar, Figura 7.1. A distância (*baseline*) entre as câmeras convencionais é de 120mm e entre a câmera base e a câmera térmica é de 60mm.



(a)



(b)

Figura 7.1 Sistema de Visão na vista frontal (a) e o arranjo das câmeras (b)

7.2 O ALGORITMO DE INSPEÇÃO

O algoritmo proposto foi dividido em três etapas: calibração, treinamento e inspeção. Na primeira etapa, Figura 7.2 (1), o sistema é calibrado e dele resultam as matrizes intrínsecas, extrínsecas e homográficas. São também realizados os cálculos de erro e estimativa das incertezas que definem os limites de confiabilidade do sistema.

Na etapa de treinamento, Figura 7.2 (2), são coletadas imagens que compõem um banco de dados de imagens de referência para cada equipamento monitorado durante a inspeção. Em cada uma das imagens coletadas, características visuais são extraídas e armazenadas. Os métodos de detecção, extração e descrição de características serão discutidos adiante na Seção 7.6.

Durante a inspeção, identifica-se o equipamento inspecionado correlacionando-se as características extraídas da imagem da câmera base com as imagens coletadas para aquele equipamento durante a etapa de treinamento, Figura 7.2 (3). A correspondência entre as características é realizada através de métricas que avaliam o grau de dissimilaridade entre pares selecionados em ambas as imagens. As métricas utilizadas serão discutidas também na Seção 7.6.

Caso sua identificação seja positiva, as características visuais encontradas em ambas as imagens determinam a região na cena na qual o equipamento se encontra. Então, o mapa de disparidade é calculado e segmentado para a extração do equipamento inspecionado da cena, Figura 7.2 (4).

Por fim, através da matriz homografica entre a câmera térmica e a câmera base obtida durante a calibração do sistema, o termograma é reprojetoado sobre a imagem da câmera base já segmentada, Figura 7.2 (5). Assim, a região de interesse obtido pela segmentação do mapa de disparidade serve como “máscara” para a segmentação do termograma.

Ao final do processo, os erros e incertezas estimados durante o processo de calibração são aplicados sobre o termograma já segmentado, Figura 7.2 (6). O resultado final é a região efetiva disponível para a medição térmica.

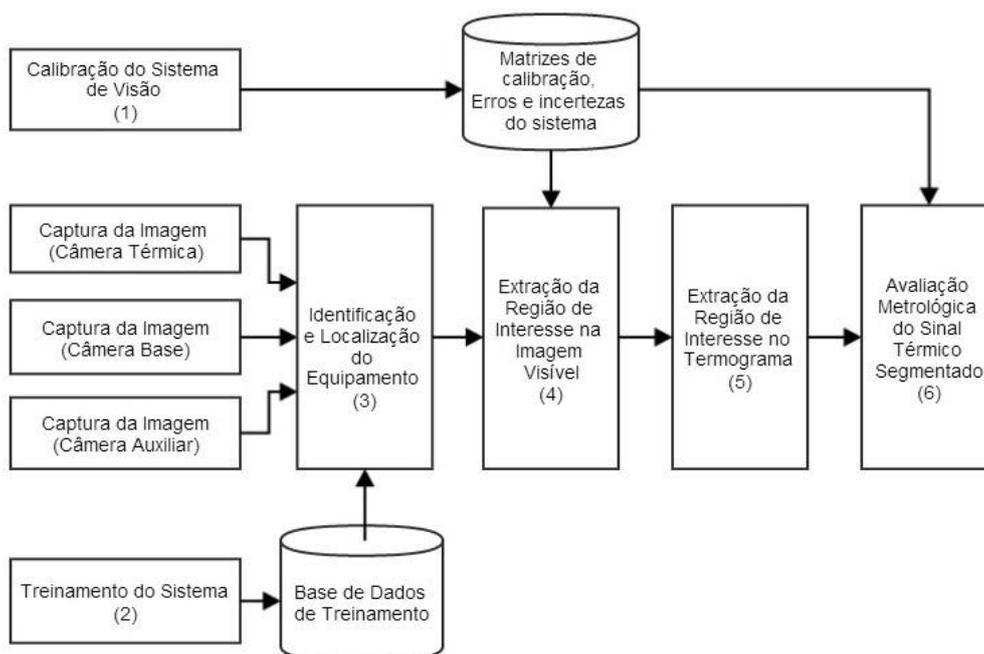


Figura 7.2 Fluxograma do algoritmo de inspeção

O desenvolvimento se inicia pelo processo de calibração, definindo o método de calibração mais adequado assim como o padrão de calibração utilizado. Uma restrição desta etapa é a construção de um padrão de calibração que possa ser percebido em ambos os espectros.

Avaliou-se então, comparativamente, métodos de detecção e descrição de características para identificação dos equipamentos. Os métodos selecionados foram: BRISK (LEUTENEGGER, CHLI e SIEGWART, 2011), SIFT (LOWE, 1999), SURF (BAY, TUYTELAARS e GOOL, 2008), e o BRIEF (CALONDER, *et al.*, 2010). Os principais critérios de decisão utilizados são a robustez em relação às mudanças de iluminação, perspectiva e a identificação mesmo com oclusão parcial do equipamento. Os resultados desta análise também serviram ao cálculo da homografia entre o termograma e a imagem da câmera base necessário a última etapa do algoritmo.

Para a segmentação da imagem este trabalho avalia a utilização dos mapas de disparidade densos como fonte de informação. O método escolhido como base de geração é o método SGBM (HIRSCHMULLER, 2008). A escolha deste método deve-se, principalmente, ao desempenho apresentado em testes comparativos quanto à taxa de erros de correspondência e tempo de execução, apesar de não utilizar as restrições da geometria epipolar.

Por fim, avaliou-se a região de incerteza espacial causada pelas transformações da imagem no sistema provenientes da calibração e correspondência estereoscópica e as correções de magnificação e o registro entre as imagens visível e o termograma através de métodos experimentais e de simulação numérica utilizando o método de Simulação de Monte Carlo.

Como forma de validação, o sistema de visão foi embarcado no protótipo do veículo robótico desenvolvido para o projeto ANEEL-CEMIG 426 PA (CEMIG, 2012). Foram realizados ensaios, em laboratório, de simulação da rotina de inspeção nos quais equipamentos de SE com diferentes tamanhos foram dispostos em diferentes posições.

7.3 A PLATAFORMA DE TESTE: SIMULAÇÃO DA ROTINA DE INSPEÇÃO

Como forma de validar o sistema e o algoritmo, o sistema de visão foi embarcado sobre o veículo projetado pela equipe do projeto ANEEL/CEMIG D426 PA (CEMIG, 2012), Figura 7.3(a). Três equipamentos foram posicionados em pontos diferentes do laboratório. Foram utilizados um transformador, um para-raios de Óxido de Zinco (ZnO) e um lance de condutor com capa plástica no qual havia sido montado uma conexão de alumínio do Tipo H e um isolador polimérico. A Figura 7.3(b) mostra a disposição dos mesmos durante o processo de aquisição.

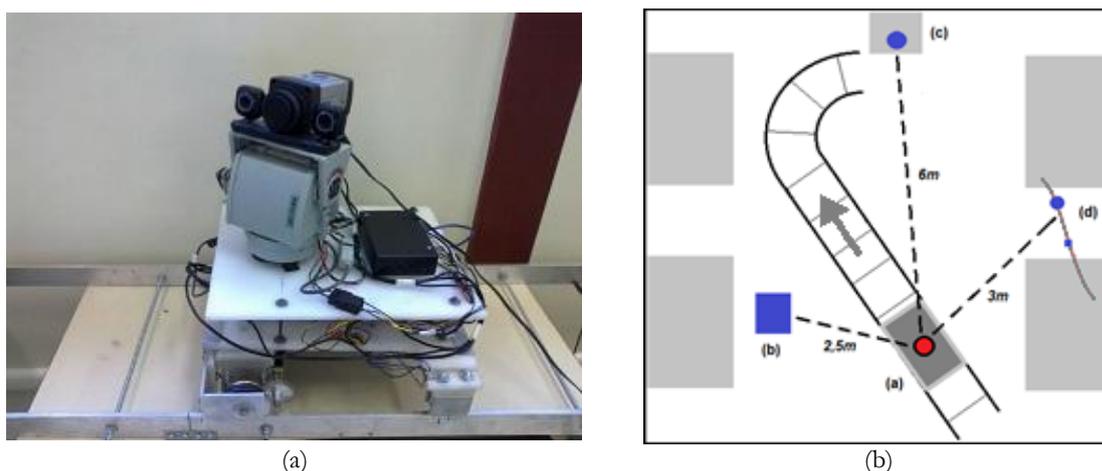


Figura 7.3 Sistema de teste: veículo de inspeção (a) e disposição e distâncias dos equipamentos em relação ao trajeto do veículo de inspeção transformador [b], para-raios de ZnO [c] e lance de cabo com uma conexão tipo H e um isolador [d].

Na fase de treinamento, o veículo é posicionado em 3 pontos. Em cada um destes pontos são capturadas imagens, com as câmeras convencionais, das montagens

inspecionadas. Identifica-se, manualmente, a região na imagem onde o equipamento se encontra através de uma marcação feita pelo próprio usuário.

Durante a inspeção o sistema, posiciona-se o veículo nos pontos de aquisição determinados durante a fase de treinamento e, em cada ponto de aquisição, o sistema faz a captura das imagens e executa o algoritmo de identificação e extração da região de interesse de acordo com o algoritmo descrito na Seção 7.2.

7.4 CALIBRAÇÃO DO SISTEMA DE VISÃO

No desenvolvimento deste trabalho optou-se pela utilização de uma técnica de calibração fotogramétrica com um padrão de calibração bidimensional através do método de Zhang (ZHANG, 2000). Esta escolha deveu-se à praticidade de construção, à facilidade de acesso às ferramentas que aplicam os modelos baseados em padrões bidimensionais e à qualidade da calibração obtida por este tipo de técnica.

7.4.1 CONSTRUÇÃO DO PADRÃO DE CALIBRAÇÃO

Para ser identificado em ambos os espectros, visível e infravermelho, o padrão de calibração é composto por dois materiais com diferentes cores e valores de emissividade: a base de alumínio anodizado formada por uma chapa com dimensões de 297x420mm (AxL) e a tinta acrílica de uso comercial na cor preta.

O padrão é formado por um desenho quadriculado, conhecido como “checkerboard”, onde cada quadrado possui 50 mm de lado formando uma matriz de oito quadrados na horizontal, x , e cinco na direção vertical, y , totalizando 40 pontos de interesse, Figura 7.4 (b).

Um gabarito adesivo com o desenho do padrão com quadrados intercalados pretos e brancos foi confeccionado e colado sobre a superfície metálica. Depois de colado, ele foi cortado de acordo com o padrão quadriculado retirando-se somente os quadrados de uma das cores, deixando exposta a chapa metálica do fundo. Isto foi realizado para garantir que, durante a pintura, a tinta fosse aplicada somente sobre as áreas onde a chapa estava exposta.

Após a secagem, os demais adesivos foram retirados, expondo, assim, as áreas não revestidas, Figura 7.4(a). O resultado final é um padrão na qual a tinta forma os quadrados escuros e a chapa metálica de alumínio forma os quadrados claros como mostrado na Figura 7.4 (b).

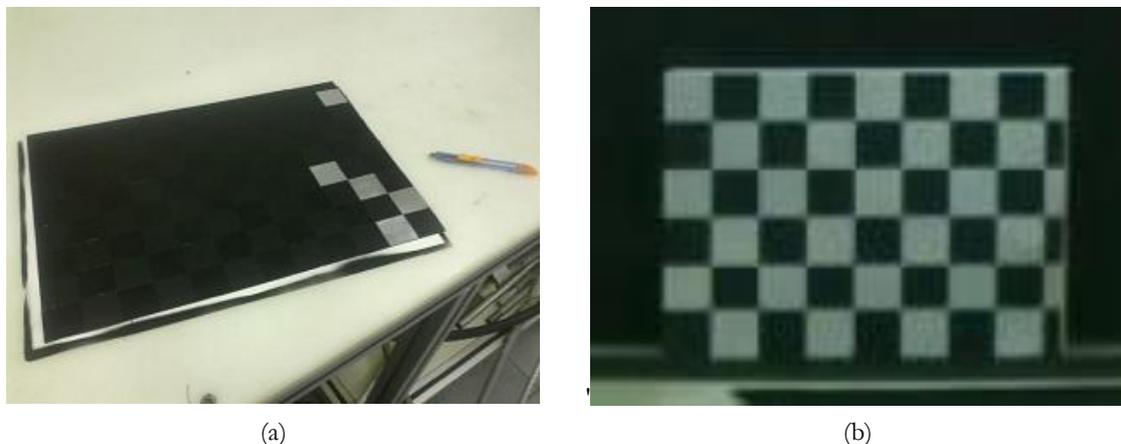


Figura 7.4 Padrão de calibração durante a remoção das áreas não revestidas (a) e após ser confeccionado (b)

Devido à baixa emissividade das áreas metálicas do padrão de calibração, é recomendado aquecê-lo a uma temperatura acima da temperatura ambiente durante o processo de calibração. Esta decisão evita que o padrão de calibração sofra, nas áreas sem o recobrimento da tinta, interferência de fontes externas de radiação térmica.

A explicação para este fato é que, em temperatura ambiente, fontes externas de calor como pessoas próximas, lâmpada ou até mesmo a própria câmera, são refletidas no padrão dificultando a identificação dos pontos de interesse. Além disso, o aumento de temperatura também aumenta o contraste entre as regiões de diferentes emissividades na imagem térmica.

7.4.2 PROCEDIMENTO DE CALIBRAÇÃO

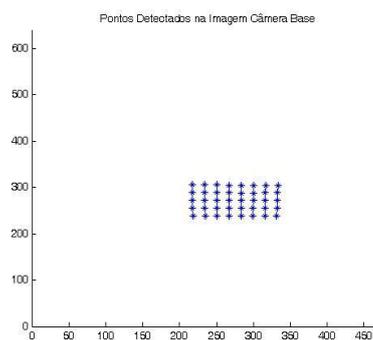
O procedimento experimental para a calibração do sistema de visão é composta dos seguintes passos:

1. Posiciona-se o sistema de visão a uma distância do padrão de calibração. Esta distância deve ser suficiente para que o padrão esteja no campo de visão de todas as câmeras, mas não pode ser tão distante que não permita que os padrões possam ser identificados.
2. Realiza-se a aquisição de uma série de imagens das câmeras variando-se a posição relativa do padrão de calibração em relação às câmeras, Figura 7.5(a) e Figura 7.5(c).

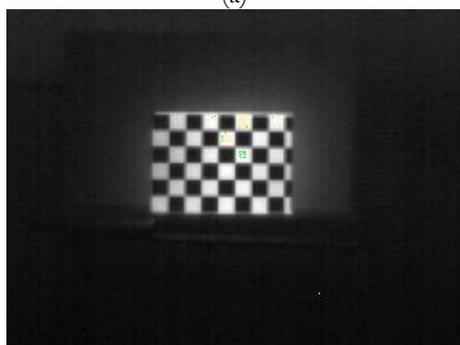
3. Extrai-se, de cada imagem, os pontos de interesse detectados sobre o padrão de calibração pelo método de Harris, Figura 7.5(b) e Figura 7.5(d). O algoritmo detecção de Harris (HARRIS e STEPHENS, 1988) foi utilizado como ferramenta de extração de pontos de interesse.
4. Realiza-se a calibração individual de cada câmera através da ferramenta de calibração de câmeras de Bouguet (BOUGUET, 2010).
5. Realiza-se, então, a calibração estereoscópica entre as câmeras convencionais e entre a câmera base e a câmera térmica utilizando a mesma ferramenta.



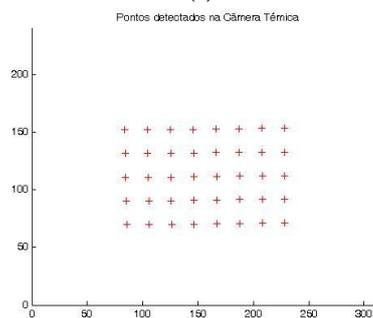
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 7.5 Imagens e os pontos de interesse extraídos: câmera esquerda (a) e os pontos de interesse detectados (b), um termograma (c) e os pontos de interesse detectados (d).

Deste ensaio resultaram os parâmetros intrínsecos e extrínsecos de cada câmera além das matrizes fundamentais e essenciais dos sistemas estereoscópicos formados entre as câmeras base e auxiliar e entre as câmeras base e a câmera térmica. A calibração estereoscópica foi realizada em duas etapas: na primeira realizou-se a calibração entre as câmeras convencionais, na segunda calibrou-se a câmera base com a câmera térmica. Sendo assim, a câmera base é o elo entre os sistemas de coordenadas.

A distância entre o padrão de calibração e o sistema de visão utilizada neste ensaio foi de 2 metros. A escolha desta distância se deve ao fato de que ela atende as restrições apresentadas no primeiro passo do procedimento de calibração. Como forma de avaliar a robustez da calibração, este processo foi repetido para distâncias de 3 e 4 metros. Para

facilitar o processo de calibração, o sistema de visão foi adaptado sobre um tripé como ilustra a Figura 7.6.



Figura 7.6 Montagem da Bancada de Calibração de Câmeras

7.5 GERAÇÃO DO MAPA DE DISPARIDADE

O método de geração do mapa de disparidade escolhido foi o método semi-global de Hirschmuller (HIRSCHMULLER, 2008): o SGBM (*Semi Global Block Matching*). Como qualquer método de geração do mapa de disparidade, sua parametrização é essencial para a qualidade do resultado.

Como não há indicação, na literatura, sobre a forma de estimar os parâmetros de configuração do método, apenas registros de valores típicos utilizados, os mesmos foram obtidos experimentalmente. Para isso, foi construída uma ferramenta baseada na implementação do SGBM da biblioteca OpenCV para o ajuste manual dos parâmetros.

Foram adquiridas imagens pelo sistema de visão, já previamente calibrado, e, para cada imagem, os parâmetros foram ajustados e os melhores resultados foram registrados. Como não há um mapa de disparidade que sirva como referência para a avaliação do erro de correspondência, a avaliação da qualidade dos mapas de disparidade gerados durante o ajuste foi apenas qualitativa. Os parâmetros e os valores típicos do algoritmo podem ser vistos na Tabela 7.1.

Tabela 7.1 Lista de parâmetros utilizados no SGBM

| Parâmetro | Descrição | Valores |
|------------------------|---------------------------------------|---------|
| <i>SAD Window Size</i> | Tamanho da Janela para a Agregação da | 3 - 11 |

| | Função de Custo | |
|---------------------------------|--|----------------------------------|
| <i>Number of Disparities</i> | Número de níveis de disparidade possíveis | >16 |
| <i>Minimal Disparity</i> | Valor mínimo de disparidade possível | $-64 < MD < 0$ |
| <i>Full Dynamic Programming</i> | Filtro de refinamento de disparidade baseado em programação dinâmica | Verdadeiro / falso |
| <i>Uniqueness Ratio</i> | Margem percentual pela qual o resultado da melhor função de custo computada para um determinado pixel é superior ao segundo | 1 – 100 |
| <i>Speckle Window Size</i> | Tamanho da região para a filtragem dos ruídos (<i>speckles</i>) | 50 – 200 pixels |
| <i>Speckle Range</i> | Varição máxima dos valores de disparidade em regiões com componentes conectados | 1 - 2 |
| <i>P1 / P2</i> | P1 é o fator de penalidade para mudanças de disparidade entre pixels vizinhos. P2 controla a suavização da transição entre disparidades e é sempre maior que P1. | $P2 > P1$, sendo $0 < P1 < 600$ |
| <i>Pre Filter Cap</i> | A quantidade de pixels para um intervalo para o cálculo da função de agregação utilizado para filtrar ruídos da imagem | 0 – 63 |
| <i>Disp Max Difference</i> | Maior valor de disparidade na consistência feita no refinamento do cálculo da disparidade | 1 - 63 |

Foi também proposta a aplicação de uma técnica de segmentação da imagem com base no seu mapa de profundidade baseado no trabalho de Alegre (ALEGRE, 2007). No entanto, como os mapas de profundidade apesar de densos tem, na prática, uma série de descontinuidades. Estas descontinuidades foram tratadas através da aplicação de filtros morfológicos. O filtro morfológico utilizado foi o operador de erosão.

7.6 IDENTIFICAÇÃO E LOCALIZAÇÃO

A metodologia utilizada para escolha da técnica de identificação e localização dos objetos inspecionados foi definida com base em dois preceitos. O primeiro é de que como os equipamentos não se movimentam no ambiente, não é necessário que se realize uma busca por todos os padrões previamente cadastrados a cada tentativa de monitoramento, mas somente aqueles que estejam previstos para aquela posição. Por restringir o espaço de busca, essa decisão acelera e facilita o processo de identificação.

O segundo preceito é que, ainda que os equipamentos inspecionados sejam estáticos, o método de identificação deve ser robusto o suficiente para absorver variações de luminosidade, rotação, perspectiva, profundidade de foco e escala. A justificativa para esse preceito é que a inspeção será realizada em ambiente externo, não controlado, em diferentes horários e condições climáticas e de diferentes pontos de observação.

Para avaliar o impacto que estas condições têm sobre a capacidade de identificação do sistema, foram feitas transformações artificiais sobre as imagens coletadas no teste de inspeção que simulam diferentes condições de aquisição. As transformações aplicadas foram:

- Intensidade: a imagem teve seus pixels somados a um índice variável de -100 a 100 variando, a cada passo, 10 unidades. À medida que este índice varia, ele provoca a saturação dos pixels que se encontram próximos dos limites superior e inferior da escala utilizada, no caso, a escala de cinza (0 a 255), simulando uma situação de baixa ou alta luminosidade, Figura 7.7 (a-b).
- Escala: a imagem original foi ampliada e reduzida de 145% e 75% seu tamanho original variando-se 10% a cada passo, Figura 7.7 (c-d).
- Perspectiva: a imagem foi reprojetaada através de uma transformação perspectiva gerada por seis matrizes homográfica pseudoaleatória, Figura 7.7 (e-f).

O primeiro aspecto abordado para a construção da etapa de identificação e localização foi determinar qual o método de detecção de características que melhor se adequaria a aplicação. Para isso foi realizado um teste com várias técnicas de detecção de características. Foram elas: FAST (ROSTEN e DRUMMOND, 2006), SIFT (LOWE, 1999), SURF (BAY, TUYTELAARS e GOOL, 2008), ORB (RUBLEE, *et al.*, 2011) e Harris (HARRIS e STEPHENS, 1988).

Os critérios de avaliação utilizados foram: o número de pontos identificados, sua estabilidade diante das transformações de intensidade, escala e perspectiva e sua capacidade de detecção de pontos nos diferentes equipamentos presentes no ambiente da subestação. Este último critério é particularmente relevante, pois é significativa a diferença entre forma, dimensões e aparência entre os equipamentos e, por isso, avaliar o desempenho dos métodos individualmente é necessário para compreender sua aplicabilidade.

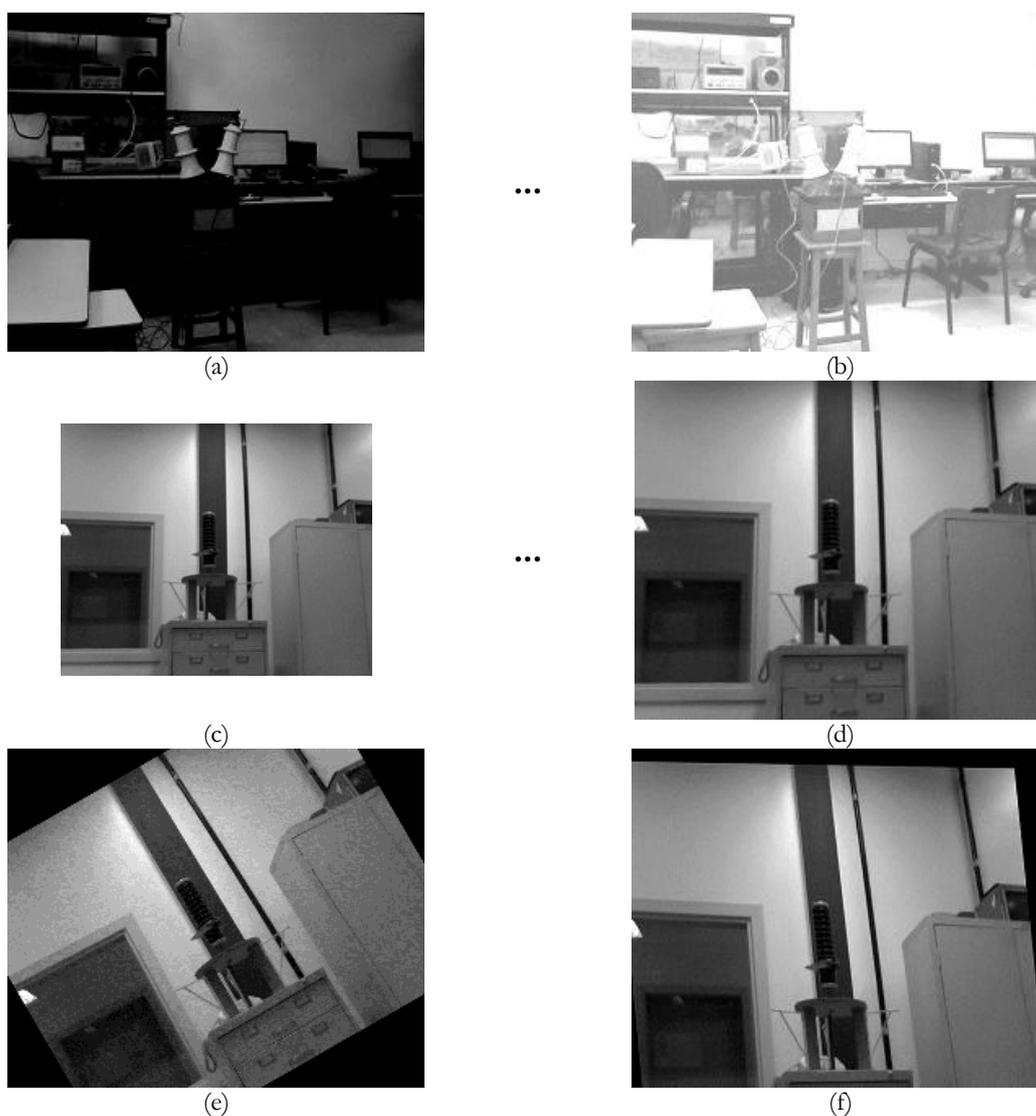


Figura 7.7 Transformadas realizadas para o teste de identificação: variação de luminosidade (a-b) de escala (c-d) e de perspectiva (e-f)

O segundo aspecto abordado foi a definição do método de extração e descrição dos pontos de interesse detectados. Nesta etapa, foi realizada, também, a avaliação experimental através da base de imagens gerada pelo trabalho.

Para auxiliar esta tarefa foi utilizado como referência a análise comparativa feita por Khvedchenia (KHVEDCHENIA, 2012) que também disponibilizou um programa para o teste baseado na biblioteca OpenCV.

O programa de Khvedchenia oferece a avaliação do percentual de correlações (*correct matches*) entre uma imagem de referência e a mesma imagem após a aplicação de transformações. Como o intuito deste trabalho é avaliar o desempenho de classificação do algoritmo, o programa foi adaptado para comparar as imagens de referência, Figura 7.8, com a base de dados de imagens transformadas, Figura 7.7, avaliando a capacidade detecção dos métodos para cada equipamento.

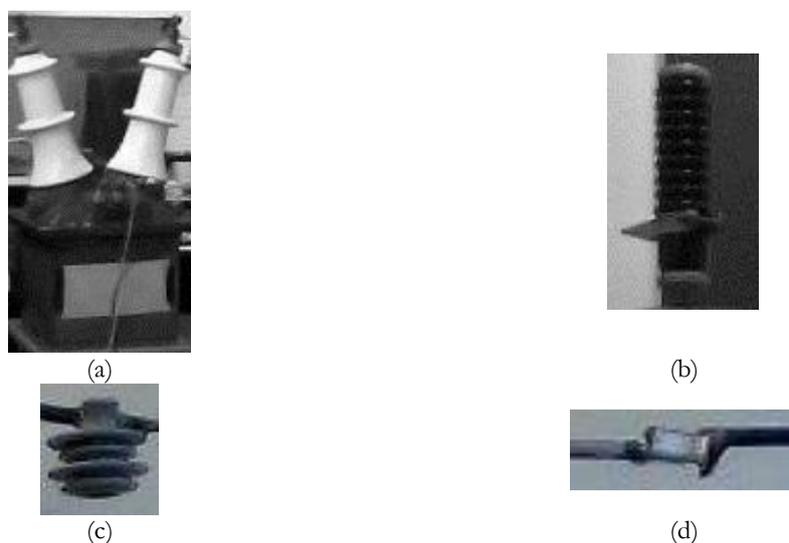


Figura 7.8 Imagens de referência utilizadas no teste de identificação: transformador (a) para-raios (b) isolador polimérico (c) e conjunto cabo conexão (d)

Para cada método foi determinada uma métrica utilizada para determinar o grau de similaridade. As métricas utilizadas foram: a distância Normal L2 (Distância Euclidiana), Equação (7.6.1), e a métrica de HAMMING, Equação (7.6.2). A busca por correspondência foi realizada por um algoritmo de força bruta baseado nos k - vizinhos próximos (KNN) o qual realiza a métrica é computada para entre todos os pontos identificados e, para cada ponto de interesse, são selecionados os k pontos que possui menor distância.

$$L2(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2} \quad (7.6.1)$$

$$hamming(p, q) = \sum_{i=1}^n |q_i - p_i| \quad (7.6.2)$$

Com base nos resultados dos detectores e nos testes realizados por Khvedchenia, foram selecionadas as seguintes combinações de métodos:

- Detector FAST, descritor BRIEF e distância de HAMMING;
- Detector FAST e descritor BRISK e distância de HAMMING;
- Detector FAST e descritor SIFT e distância EUCLIDIANA;

- Detector SIFT e descritor SIFT e distância EUCLIDIANA; e
- Detector SURF e descritor SURF e distância EUCLIDIANA.

7.7 REGISTRO ENTRE TERMOGRAMA E IMAGEM DIGITAL

A estratégia para o registro entre os termogramas e as imagens da câmera base foi elaborada em duas etapas: determinação da matriz homográfica inicial entre as imagens durante a calibração do sistema e o seu refinamento durante o processo de aquisição.

Na primeira etapa, os pontos coletados durante a calibração das câmeras são utilizados como pontos de interesse para o cálculo da matriz homográfica entre estas duas câmeras. Como, para cada par de imagens coletada durante o processo, foi gerada uma matriz homográfica, ao final da calibração foram obtidas N matrizes. A média da matriz é calculada e a matriz resultante é utilizada na segunda etapa.

Na segunda etapa, o termograma é reprojetoado utilizando-se a matriz homográfica inicial e sua posição é posteriormente refinada utilizando-se a extração e correspondência de características como a utilizada no processo de identificação e localização dos objetos.

A matriz inicial serve como forma de corrigir a magnificação e a perspectiva da imagem antes de iniciar a extração de características. Ela serve também como referência para a redução do espaço de extração de características, pois, sabendo-se *a priori* qual a posição que o termograma se encontra sobre a imagem base se faz desnecessário realizar a extração das características nas demais regiões da imagem. O resultado final que se espera deste processo é a sobreposição da imagem térmica sobre a imagem da câmera base como pode ser visto na Figura 7.9.

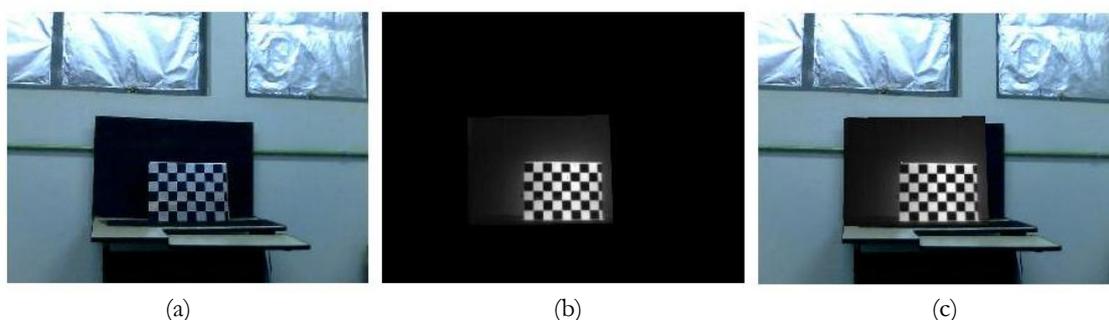


Figura 7.9 Registro de imagem: imagem original da câmera base (a) termograma após o cálculo da homografia (b) e o resultado final (c).

7.8 AVALIAÇÃO DAS INCERTEZAS ESPACIAIS DO SISTEMA DE VISÃO

Seguindo os trabalhos de Ursine e Calado, Di Leo e Feliciano e Leta, foram utilizados métodos de naturezas exclusivamente experimentais e numéricas para a avaliação de todas as fontes de incertezas consideradas. Uma implicação direta desse fato é que todas as incertezas identificadas foram tipificadas como do Tipo A.

Os pontos de interesse coletados durante o processo de calibração foram utilizados como base experimental para todas as fontes de incerteza identificadas. As fontes de incertezas identificadas, sua tipificação e as respectivas distribuições de probabilidades consideradas para o modelo de propagação das incertezas das podem ser vistas na Tabela 7.2.

Tabela 7.2 Fontes de Incertezas do Sistema de Visão

| Fonte de Incerteza | Tipo de Incerteza | Distribuição de probabilidades |
|---|-------------------|--------------------------------|
| Calibração individual da câmera base | Tipo A | Normal |
| Calibração individual da câmera auxiliar | Tipo A | Normal |
| Calibração individual da câmera térmica | Tipo A | Normal |
| Correção das diferenças da magnificação entre as imagens da câmera convencional e da câmera térmica | Tipo A | Uniforme |
| Reprojeção homográfica do termograma sobre a imagem visível para o registro de imagem | Tipo A | Uniforme |

No cálculo das incertezas da correção da magnificação, eles foram utilizados para calcular a diferença de magnificação nas coordenadas x e y entre o termograma e a imagem das câmeras convencionais em um procedimento adaptado de (URSINE, *et al.*, 2012). Eles também foram utilizados para calcular as incertezas de calibração das câmeras.

Para a avaliação das incertezas no processo de registro de imagem, calculou-se, utilizando-se a Equação (4.2.4), a matriz homografica entre os pontos de interesse dos termogramas e as imagens correspondentes e, através dela, reprojeteu-os sobre o plano da imagem calculada entre ambas. Depois, utilizaram-se os novos pontos estimados para a

realização da operação inversa reprojetoando-se, sobre a imagem original, os pontos de interesse. e, para isso, gerando uma série de novos pontos correspondentes aos primeiros.

Essa operação, que foi realizada utilizando-se a inversa da matriz homográfica na mesma Equação (4.2.4), gerou novas coordenadas para pontos de interesse originais. A diferença entre as coordenadas dos novos pontos gerados e dos pontos originais constitui o erro individual. Coletando-se todos os erros para todos os pontos para todas as imagens de calibração foi possível identificar a distribuição do erro de reprojeção do algoritmo.

A propagação das incertezas padrão combinadas foi realizada através do Método de Simulação de Monte Carlo. Através do MMC, foi gerada uma distribuição para cada um dos pontos de interesse da imagem da câmera base com base nas distribuições assumidas para cada uma das incertezas identificadas. Sendo M o número de amostras geradas para a simulação e 40 o número pontos de interesse coletados em cada imagem, tem-se:

$$\begin{aligned}
 MMC_x \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1,40} \\ x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2,40} \\ \vdots \\ x_{M1}, x_{M2}, \dots, x_{M,40} \end{pmatrix} &= VIS_x \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1,40} \\ x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2,40} \\ \vdots \\ x_{M1}, x_{M2}, \dots, x_{M,40} \end{pmatrix} - IR_x \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1,40} \\ x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2,40} \\ \vdots \\ x_{M1}, x_{M2}, \dots, x_{M,40} \end{pmatrix} \quad (7.8.1)
 \end{aligned}$$

Onde MMC_x é a matriz com os erros de reprojeção, para M amostras dos 40 pontos coletados, entre os pontos de interesse das imagens da câmera visível, VIS_x , e térmica, IR_x , ambos aleatorizados com M amostras com base nas distribuições de probabilidade das incertezas de calibração, magnificação obtidos previamente.

Portanto cada vetor de pontos é transformado em uma matriz, onde cada coluna representa uma distribuição de cada fonte de incerteza. O mesmo processo é realizado para a variável y . Para esta avaliação foram utilizados $M = 10^3$ exemplos randômicos onde o intervalo destas amostras é controlado pelo desvio padrão obtido experimentalmente.

O resultado final deste processo é um intervalo de confiança, em pixels, para o fator de abrangência determinado. No caso foi utilizado o valor de $k_p = 2$, ou seja, 95%.

8 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O trabalho foi testado com um sistema composto por uma câmera térmica da empresa Flir modelo A20 e duas câmeras Microsoft Lifecam MX 2000. A câmera térmica Flir é uma câmera com sensores do tipo microbolômetro não refrigerado com uma lente de $25^\circ \times 19^\circ$. Sua matriz de sensores possui 19200 microbolômetros dispostos em um arranjo 160x120 (horizontal x vertical).

Foram utilizados para a calibração das câmeras o *Matlab Calibration Toolbox* (BOUGUET, 2010), para a detecção, descrição de características e geração de mapas de disparidade a biblioteca de visão computacional OpenCV (ITSEEZ, 2013) versão 2.4.3 e o pacote de integração OpenCV / Matlab mexopencv (YAMAGUCHI, 2012). Os testes de identificação, extração e registro de imagens foram realizados com as imagens obtidas do ensaio descrito na Seção 7.3.

8.1 RESULTADOS DA CALIBRAÇÃO DO SISTEMA DE VISÃO

A calibração foi realizada de forma separada para cada câmera e depois de forma estereoscópica entre as câmeras convencionais e, depois, entre a câmera base e a câmera térmica conforme o ensaio descrito na Seção 7.4. Os parâmetros intrínsecos e extrínsecos obtidos do processo de calibração podem ser vistos nas Tabelas I e II do APÊNDICE I.

8.2 IDENTIFICAÇÃO DOS EQUIPAMENTOS

As imagens distorcidas para cada equipamento foram analisadas pelos algoritmos de detecção de características selecionados previamente. Inicialmente, foram coletadas imagens de treinamento para os equipamentos inspecionados e sobre eles foram aplicados

os métodos de detecção de pontos, Figura 8.1. Nesse ensaio, apenas uma imagem de treinamento foi adquirida para cada equipamento.



Figura 8.1 Detecção de pontos de interesse: transformador (a), para-raios (b), isolador (c) e conector (d)

Os gráficos das Figura 8.2, Figura 8.3 e Figura 8.4 mostram, respectivamente, os resultados obtidos do teste de detecção realizado para as transformações de intensidade, escala e perspectiva sobre as imagens de referência.

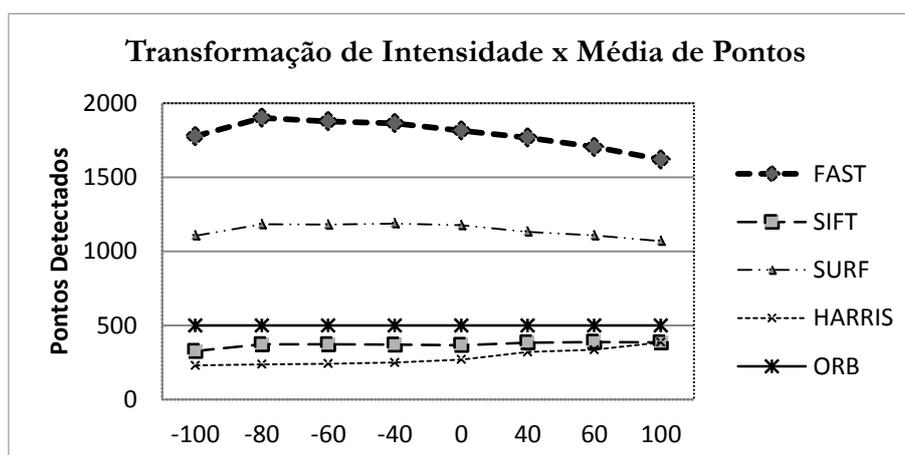


Figura 8.2 Média do número de pontos detectados para as transformações de intensidade das imagens

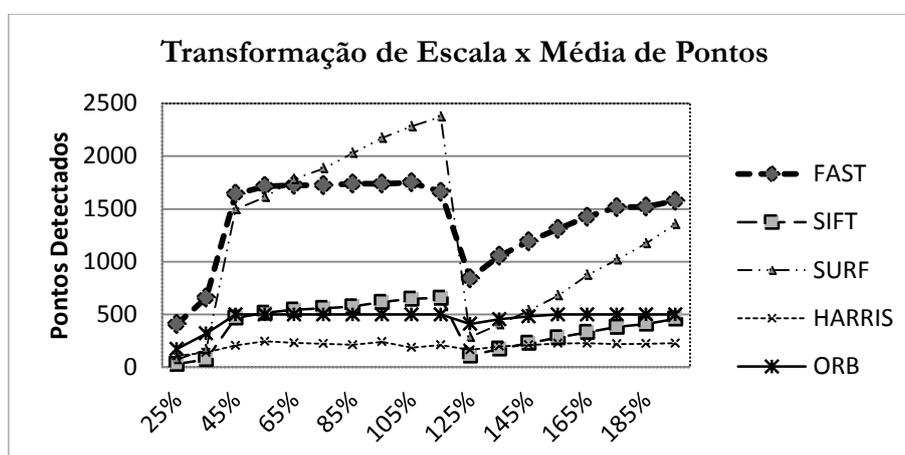


Figura 8.3 Média do número de pontos detectados para as transformações de escala das imagens

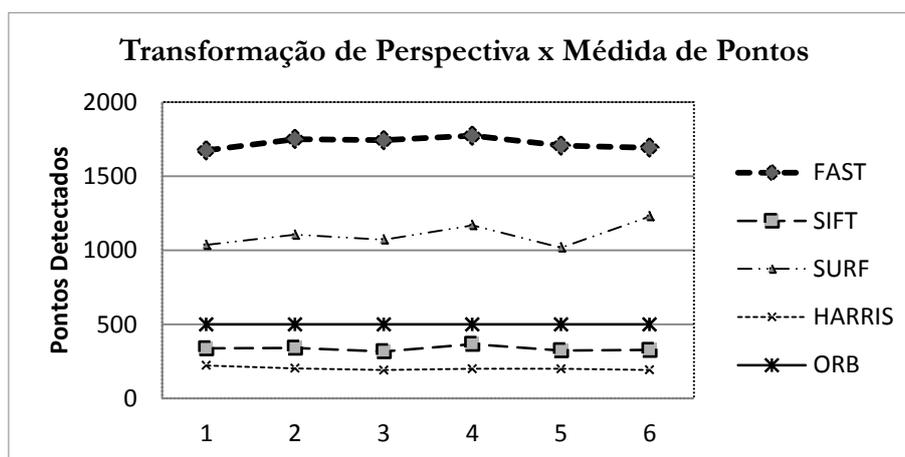


Figura 8.4 Média do número de pontos detectados para as transformações de perspectiva das imagens

Estes resultados mostra que o algoritmo FAST e SURF apresentaram os resultados mais relevantes dentre os métodos testados. Importante observar que todos os métodos apresentaram estabilidade diante das variações de intensidade e perspectiva nas imagens. No entanto, todos os métodos foram penalizados pela mudança de escala.

Atribui-se este comportamento ao fato de que as transformações de escala realizadas provocaram a perda da resolução das imagens nas bordas de cada objeto dificultando a detecção das características. O SURF foi o algoritmo que teve seu desempenho mais afetado dentre os testados.

Analisando-se o critério da quantidade de características extraídas de cada equipamento individualmente, principalmente sobre os padrões com dimensões reduzidas, percebeu-se que os métodos ORB e HARRIS tiveram desempenho insuficiente nas imagens do conector, como se constata na Figura 8.5.

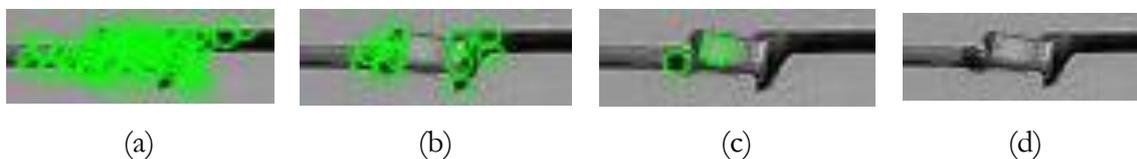


Figura 8.5 Detecção de características em uma conexão por diferentes métodos: FAST(a) SURF (b) HARRIS (c) e ORB (d)

Selecionados os detectores, FAST e SURF, foram realizados ensaios de extração E descrição das características e, subsequentemente, de identificação. A mesma base de imagens da etapa anterior foi utilizada neste teste.

Com a mesma ferramenta foi gerada, então, uma base de dados das cenas adquiridas durante a fase de inspeção. Aplicando-se as transformações de escala, perspectiva e intensidade luminosa foram geradas 219 imagens.

Todos os algoritmos selecionados foram parametrizados antes da sua execução. Os parâmetros escolhidos foram os padrões adotados pela biblioteca OpenCV sendo poucos foram personalizados para a aplicação. A lista dos parâmetros modificados pode ser vista na Tabela 8.1.

Tabela 8.1 Parâmetros personalizados para a execução do ensaio

| Algoritmo | Parâmetro | Valor |
|--------------|---------------|-------|
| FAST | threshold | 15 |
| SURF | Min threshold | 200 |
| BRIEF | bytes | 16 |

Os resultados obtidos pela execução dos algoritmos para todas as imagens podem ser vistos nos gráficos da Figura 8.6, Figura 8.7 e

Figura 8.8. Os valores apresentados nestes gráficos representam o percentual de pontos extraídos das imagens de treinamento que foram corretamente identificadas “*good matches*” nas imagens da base de teste.

O método de classificação não paramétrico K-NN (*k-Nearest Neighbours*) foi utilizado como classificador para identificar os “*good matches*”. Utilizaram-se, como métrica de avaliação de similaridade, as Distâncias Euclidianas para o SIFT e o SURF e a distância de Hamming para o BRIEF e o BRISK.

As distâncias e tipos de características identificadas foram utilizados como medida de similaridade entre os pontos. Foi estabelecido um limiar para a medida de similaridade de 75% sobre a qual se compara o grau de similaridade de cada par em uma busca exaustiva por força bruta, *Brutal Force* (BF). Os pares que excederem esta medida são considerados “*good matches*” e são utilizados nos gráficos como medida percentual de pares identificados.

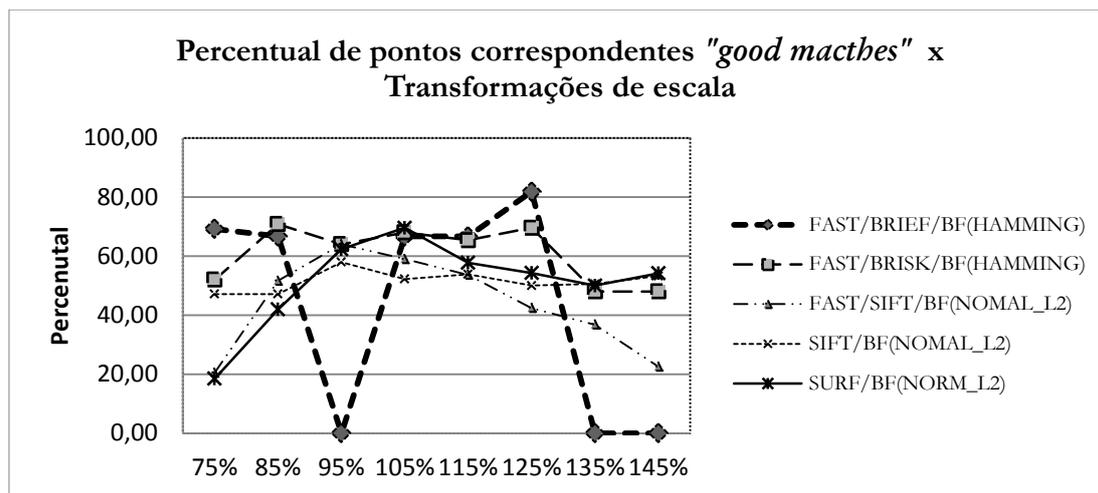


Figura 8.6 Média percentual de pontos correspondentes detectados nas imagens de referência e nas imagens de teste diante da variação da escala

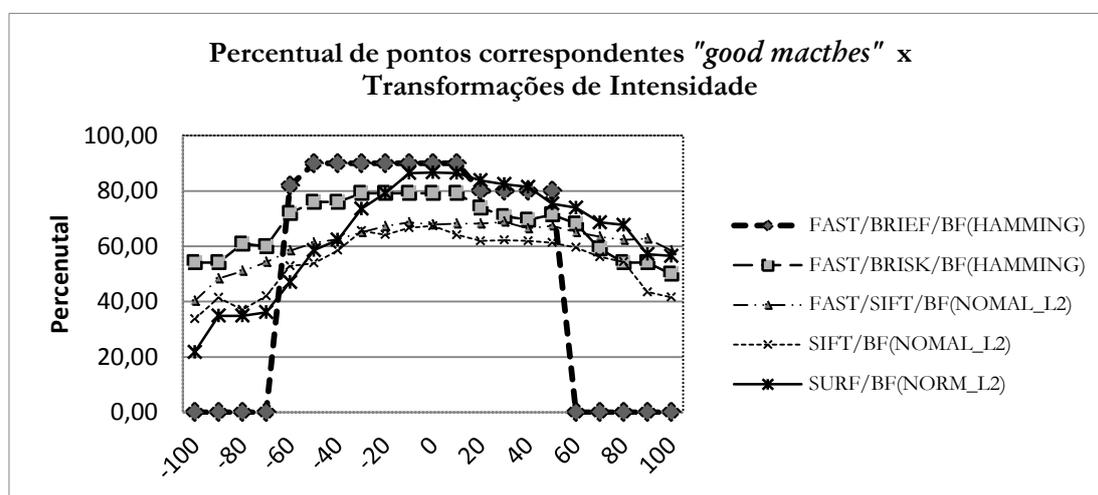


Figura 8.7 Média percentual de pontos correspondentes detectados nas imagens de referência e nas imagens de teste diante da variação da intensidade

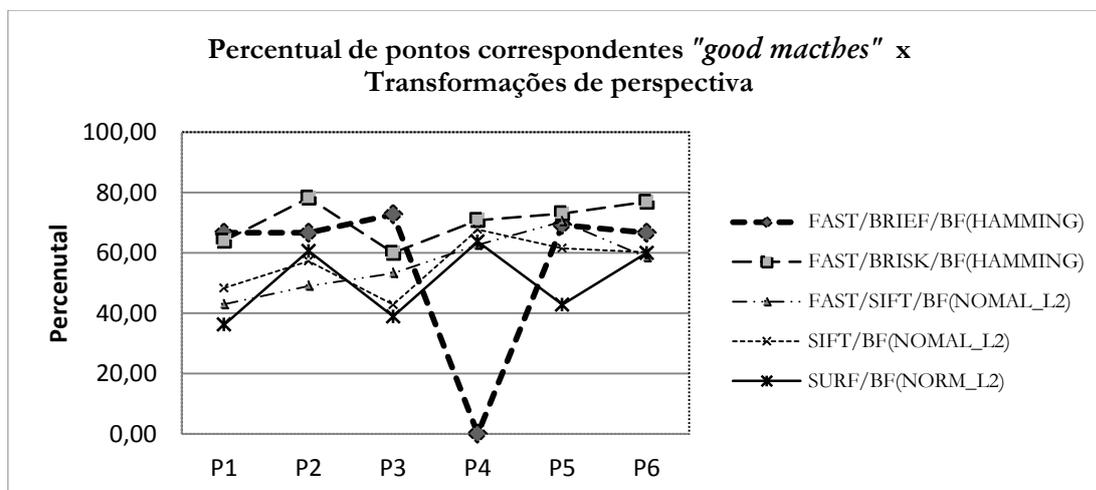


Figura 8.8 Média percentual de pontos correspondentes detectados nas imagens de referência e nas imagens de teste diante da variação da perspectiva

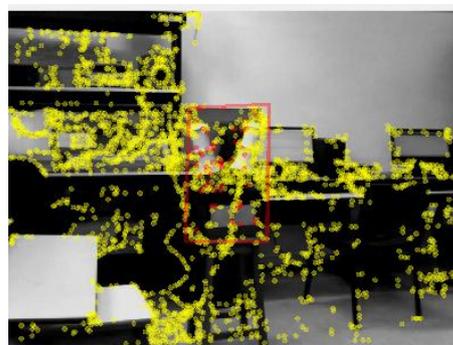
Os valores percentuais demonstram um desempenho bem similar entre os métodos testados. Neste teste, pôde-se perceber que o conjunto formado entre FAST/BRIEF/BF apresentou menor consistência diante das variações impostas. Por este motivo, decidiu-se que o conjunto seria descartado dos testes subsequentes.

No entanto, este valor percentual não é conclusivo para determinar a precisão do método em questão. Ele apenas identifica que o algoritmo de classificação conseguiu identificar, dado um grau de similaridade, quais os pontos que tem alto grau de correlação. Para isso, foi realizado então um teste de localização do objeto e sua marcação através do cálculo da matriz homográfica entre os pontos identificados.

Ao final do teste avaliou-se que o algoritmo que apresentou melhor desempenho em sua aplicação foi o conjunto formado por FAST/SIFT/BF. A Figura 8.9 apresenta uma amostra dos resultados obtidos da aplicação deste conjunto identificando com pontos amarelos as características detectadas pelo método FAST e descritas pelo SIFT, com pontos coloridos as características com identificadas, pelos mesmos métodos, também nas imagens de referência e com um retângulo as homografias ambas as imagens.



(a)



(b)



(c)



(d)

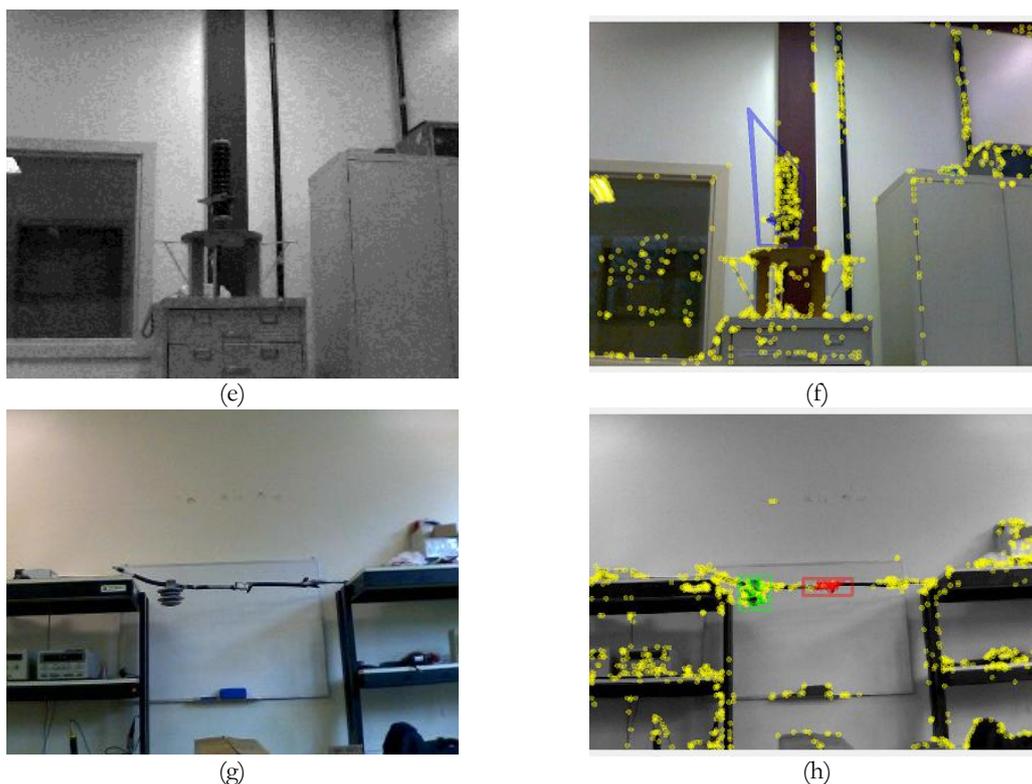


Figura 8.9. Resultados do teste de identificação para o conjunto FAST/SIFT/BF: transformador (a) e (b), transformador com oclusão parcial (c) e (d), para-raios (e) e (f) e conector e isolador (g) e (h)

Foi computado também o erro de reprojeção para cada ponto, considerando diferença entre os pontos originais e os resultantes da operação inversa de homografia obtida pelo processo de identificação segundo procedimento descrito na Seção 7.8.

8.3 GERAÇÃO E SEGMENTAÇÃO DO MAPA DE DISPARIDADE

A primeira etapa para a geração do mapa de disparidade realizada foi a retificação das imagens utilizando os parâmetros extrínsecos obtidos durante a calibração. Para evitar o esforço desnecessário de se buscar correspondência em áreas em que as distorções individuais de cada câmera impossibilitam a busca por correspondência, as regiões válidas, *i.e.* baixa distorção, foram computadas para cada imagem separadamente.

A partir deste ponto, somente a interseção entre estas regiões foi considerada para a geração dos mapas de disparidade. A Figura 8.10 (a) e (b) mostram, respectivamente, as imagens da câmera base e câmera auxiliar retificadas e, marcadas em vermelho, as regiões válidas para o processo de correspondência estereoscópica.

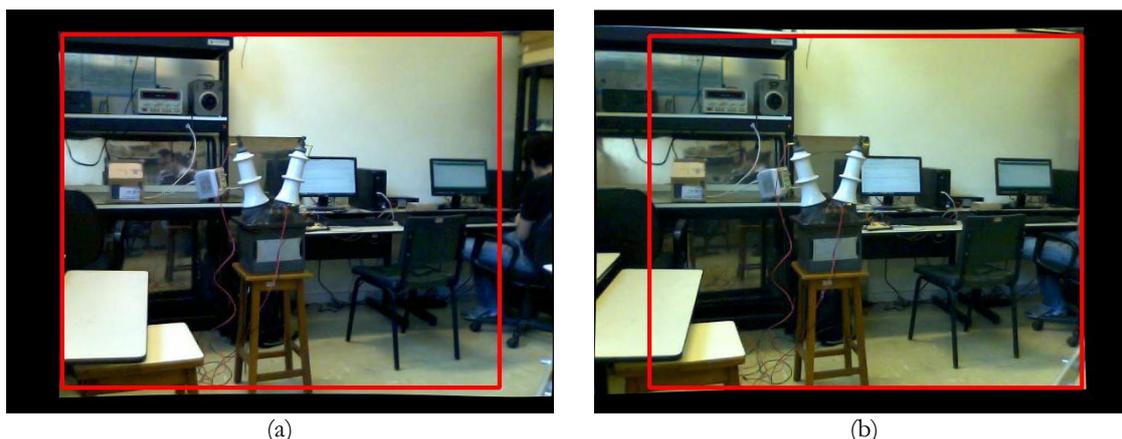


Figura 8.10 Imagens estereoscópicas retificadas: imagem câmera base (a) e câmera auxiliar (b) ambas com as regiões de interesse marcadas em vermelho.

A avaliação da qualidade dos mapas de profundidade foi realizada experimentalmente com uma ferramenta desenvolvida durante o projeto. Esta ferramenta permite a manipulação manual de cada um dos parâmetros do algoritmo SGBM. Para cada uma das imagens coletadas durante o ensaio foram registrados os valores os parâmetros que obtiveram os melhores resultados. A Tabela I do APÊNDICE II mostra os parâmetros encontrados para cada imagem.

Dentre os parâmetros controlados para a geração do mapa de disparidade foi observado que aqueles que apresentam maior influência são a janela de da função de custo (*SADWindowSize*), os parâmetros de suavização (P1 e P2) a variação percentual para a escolha da funções de custo (*Uniqueness Ratio*). Ao final deste processo foram escolhidos os parâmetros utilizados para o teste de segmentação. Os valores escolhidos são apresentados na Tabela 8.2.

Tabela 8.2 Parâmetros escolhidos para a geração do mapa de disparidade pelo método SGBM

| <i>Parâmetro</i> | <i>Valor</i> |
|---------------------------------|--------------|
| <i>SAD Window Size</i> | 3 |
| <i>Number of Disparities</i> | 64 |
| <i>Minimum Disparity</i> | 0 |
| <i>Full Dynamic Programming</i> | verdadeiro |
| <i>Uniqueness Ratio</i> | 7 |
| <i>Speckle Window Size</i> | 50 |
| <i>Speckle Range</i> | 1 |
| <i>P1 / P2</i> | 160/480 |

| | |
|----------------------------|----|
| <i>Pre Filter Cap</i> | 4 |
| <i>Disp Max Difference</i> | 13 |

No ensaio de segmentação dos mapas de disparidade o elemento estruturante do operador morfológico de erosão escolhido possui tamanho 3x3 pixels que foi convoluído uma única vez sobre o mapa. Os resultados deste processo podem ser vistos na Figura 8.11.

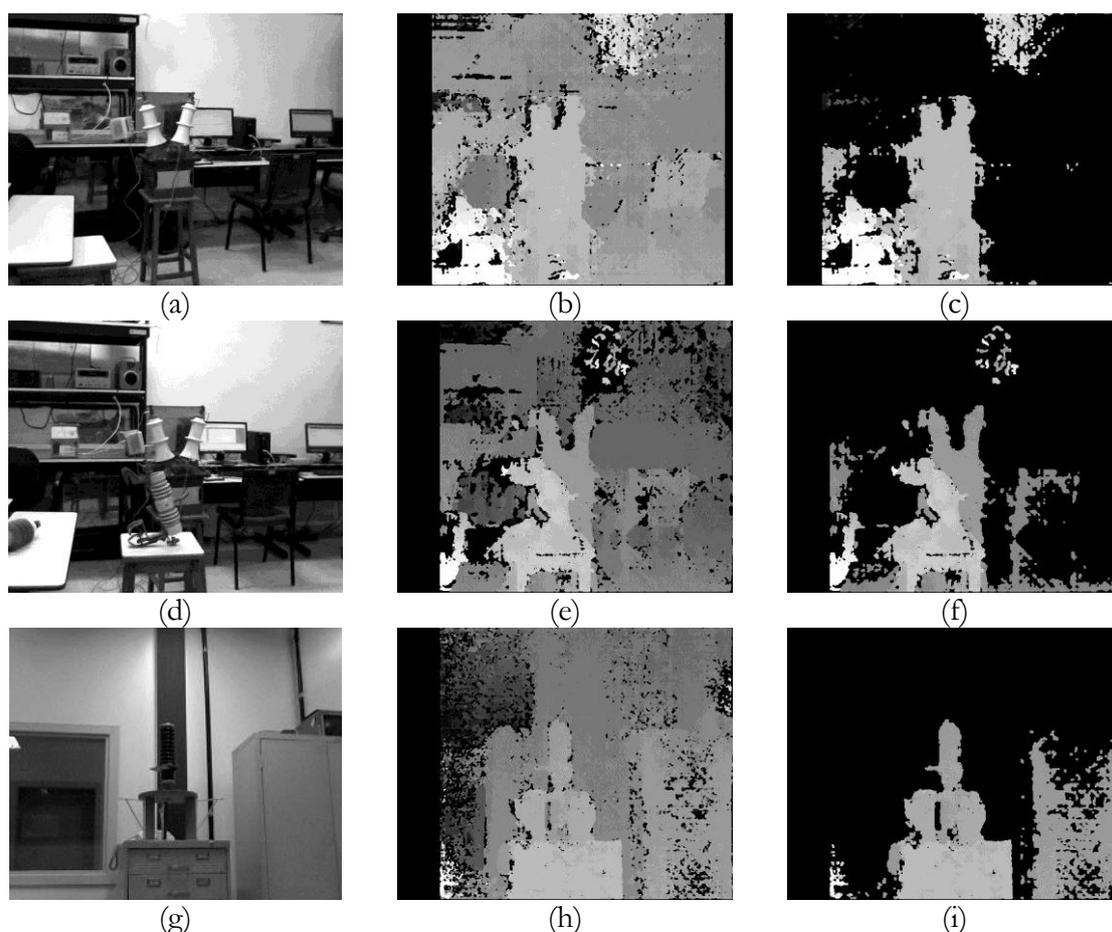


Figura 8.11 Segmentação do mapa de disparidade: transformador (a), seu mapa de disparidade (b) e seu mapa segmentado (c), o mesmo transformador com visão obstruída por uma chave (d) e seu mapa de disparidade (e) e seu mapa segmentado (f), para-raios (g), seu mapa de disparidade (h) e seu mapa segmentado (i).

Os resultados deste ensaio, Figura 8.11, demonstram que os mapas de disparidade gerados foram afetados principalmente por ruídos provenientes de regiões de baixa frequência espacial, no caso a parede. A distância entre as câmeras que geraram o mapa também foi um fator para a sua dificuldade de detecção das correspondências em distâncias maiores que 4 metros.

Em casos de oclusão, Figura 8.11(d), o sistema identificou a forma física dos equipamentos sendo necessária intervenção nos parâmetros de geração do mapa para facilitar a identificação das bordas.

8.4 REGISTRO E SEGMENTAÇÃO DO TERMOGRAMA

A matriz homográfica obtida durante o processo de calibração foi utilizada no registro dos termogramas captados durante o ensaio. A Figura 8.12 mostra as reprojeções feitas com a matriz homográfica obtida durante o processo de calibração para cada imagem coletada durante o teste.

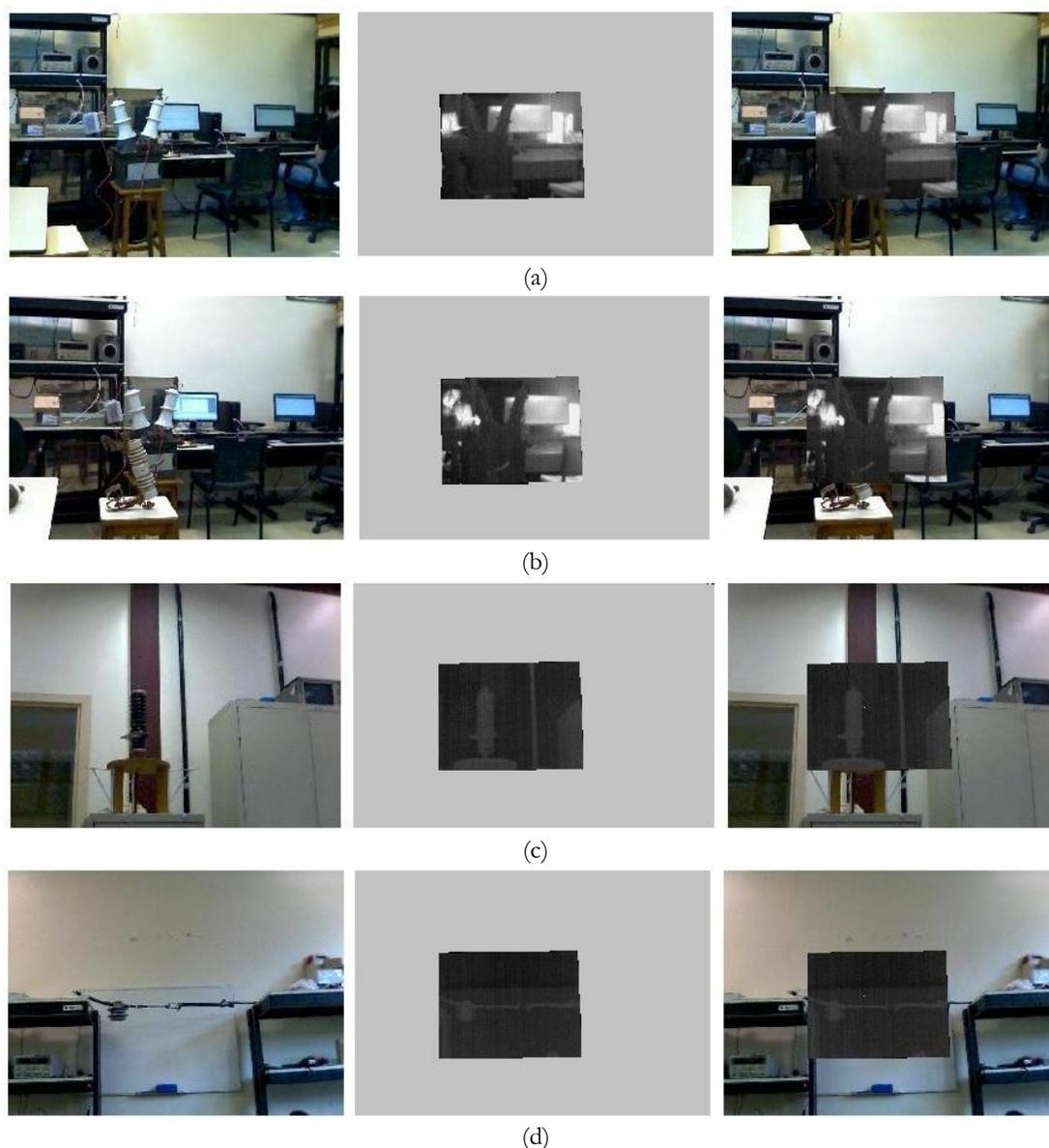


Figura 8.12 Registro da imagens térmicas utilizando a homografia: transformador (a) transformador com oclusão (b) para-raios (c) e conector e isolador (d)

As imagens Figura 8.12 mostram, para cada equipamento, a imagem da câmera base já retificada pelo processo de correspondência estéreo, o termograma transformado pela matriz homográfica e o registro entre ambas.

Utilizando-se os mapas de disparidade segmentados, Figura 8.11, e as imagens após o registro, Figura 8.12, realiza-se então a segmentação da região de interesse, equipamento, para obter o sinal térmico desejado. Uma amostra dos resultados obtidos por este processo pode ser vista na Figura 8.13.

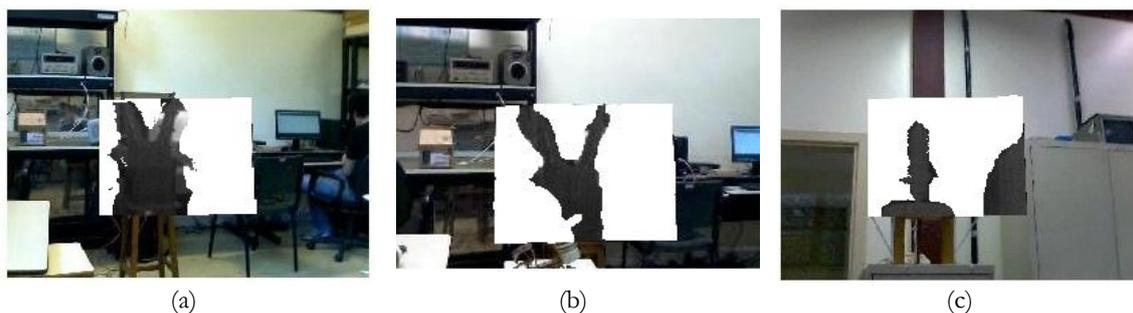


Figura 8.13 Termogramas segmentados: transformador (a), transformador com oclusão (b) e para-raios (c)

8.5 AVALIAÇÃO DOS ERROS E INCERTEZAS DO SISTEMA DE VISÃO

8.5.1 ERROS E INCERTEZAS DE CALIBRAÇÃO

Durante o processo de calibração a ferramenta de Bouguet calculou os valores dos intervalos de confiança da incerteza padrão para a reprojeção das distorções da lente em cada câmera. Através da análise dos pontos que geraram este intervalo foi possível realizar uma avaliação da distribuição do erro de reprojeção.

A Figura 8.14(a) mostra a distribuição do erro para a câmera base, a Figura 8.14(b) da câmera auxiliar e a Figura 8.14 (c) a da câmera térmica. As distribuições mostram uma clara tendência de normalidade das amostras, o que permitiu, sem prejuízo, determinar suas distribuições de probabilidades para a propagação das incertezas.

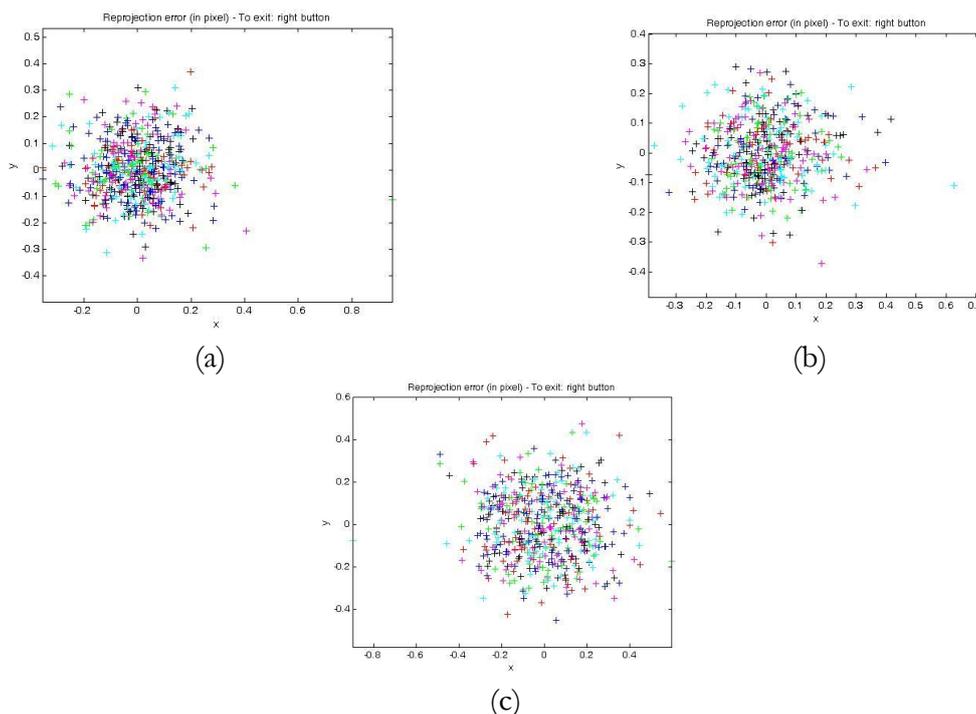


Figura 8.14 Distribuição dos erros experimentais obtidos para a câmera esquerda (a), direita (b) e câmera térmica (c). Valores obtidos após o processo de calibração.

Com base nestes mesmos pontos foi possível calcular os erros sistemáticos e os intervalos de incerteza para cada câmera. Os resultados podem ser vistos na Tabela 8.3.

Tabela 8.3 Erros de calibração e incertezas de medição para as câmeras

| Câmera | Coordenada | Erro $\widehat{\Delta x}, \widehat{\Delta y}$ [pixels] | Incerteza $\pm \widehat{u}_x, \pm \widehat{u}_y$ [pixels] |
|--------------------|------------|---|--|
| Base (Esquerda) | x | 0.0 ± 0.12 | ± 0.23 |
| | y | 0.0 ± 0.11 | ± 0.22 |
| Auxiliar (Direita) | x | 0.0 ± 0.12 | ± 0.25 |
| | y | 0.0 ± 0.11 | ± 0.22 |
| Térmica | x | 0.0 ± 0.24 | ± 0.48 |
| | y | 0.0 ± 0.14 | ± 1.29 |

8.5.2 ERROS E INCERTEZAS DE REPROJEÇÃO E MAGNIFICAÇÃO

Baseado nos pontos de interesse obtidos durante o processo de calibração e a metodologia descrita na Seção 6.2, foram obtidos, para cada imagem, os erros de reprojeção. Os resultados da análise dos erros e incertezas são apresentados na Tabela 8.4

Tabela 8.4 Erros de reprojeção homográfica e magnificação entre o termograma e a imagem da câmera base

| Coordenada | Erro $\widehat{\Delta x}, \widehat{\Delta y}$ [pixels] | Incerteza $\pm \widehat{u}_x, \pm \widehat{u}_y$ [pixels] |
|------------|---|---|
| x | 0,30 \pm 0,48 | \pm 0,24 |
| y | 0,28 \pm 0,54 | \pm 0,36 |

Os resultados apresentados mostram que o erro e a incerteza obtida na homografia inicial são suficientes para que o registro das imagens tenha erro menor que um pixel para uma confiabilidade de 95%.

8.5.3 PROPAGAÇÃO DOS ERROS E INCERTEZAS ESPACIAIS

Identificadas e quantificadas as fontes de incerteza, foi realizada a propagação das incertezas através do Método de Simulação de Monte Carlo com 10^3 amostras. O resultado da propagação das incertezas pode ser visto na Tabela 8.5.

Tabela 8.5 Propagação dos Erros e Incertezas do Sistema de Visão

| Distância (m) | Coordenada | Erro $\widehat{\Delta x}, \widehat{\Delta y}$ [pixels] | Incerteza $\pm \widehat{u}_x, \pm \widehat{u}_y$ [pixels] |
|---------------|------------|---|--|
| 2 | x | 0.46 \pm 0.67 | \pm 1.34 |
| | y | 0.66 \pm 0.75 | \pm 1.50 |
| 3 | x | 0.32 \pm 0.53 | \pm 1.23 |
| | y | 0.73 \pm 0.62 | \pm 1.06 |
| 4 | x | 0.44 \pm 0.97 | \pm 1.10 |
| | y | 0.40 \pm 0.91 | \pm 1.48 |

Percebe-se pelos os resultados que os erros do sistema de visão são pouco sensíveis às variações da distância do alvo. É possível afirmar ainda, que as incertezas também são pouco sensíveis à distância. Entretanto, é pré-maturo afirmar que esta relação é válida para qualquer distância. Por isso, avalia-se como necessário repetir o ensaio com distâncias superiores às utilizadas.

Projetando-se o erro e as incertezas sobre uma imagem obtida durante a calibração é possível verificar o significado da extensão que esta região cria sobre um determinado pixel. Este teste pode ser visto na Figura 8.15.

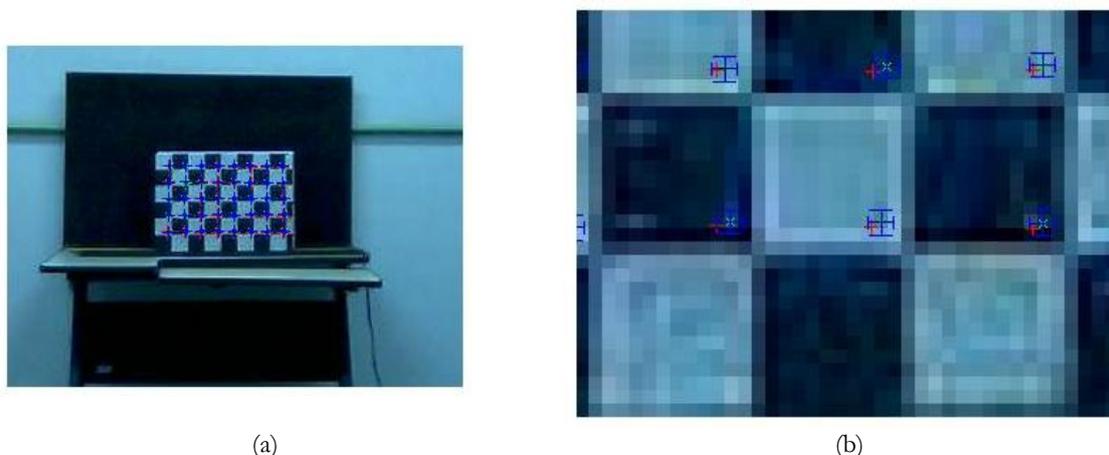


Figura 8.15 Intervalo de confiança da reprojeção estéreo após a compensação da magnificação

8.5.4 IMPLICAÇÕES DA INCERTEZA PARA O SISTEMA DE MEDIÇÃO

De acordo com a descrição da instrução, os menores elementos passíveis de inspeção termográfica dentro de uma SE são os condutores e as conexões. Os condutores presentes em uma SE podem apresentar diâmetros diversos sendo que o menor deles possui 10 milímetros. Por questões práticas, será utilizado para o calculo um conector de compressão do tipo H.



Figura 8.16 Conector paralelo a compressão tipo “H”.
Fonte: (TEIXEIRA, 2012)

Para verificar quais são as limitações do sistema, deve-se inicialmente recorrer ao modelo de cálculo da resolução espacial da câmera térmica. O primeiro passo é calcular o IFOV e MFOV da câmera. Para o modelo de câmera utilizado durante os ensaios tem-se que:

$$IFOV_h = \frac{25rad * 17,45}{160 px} = 2,7 \text{ mrad}/px \tag{8.5.1}$$

$$IFOV_v = \frac{19rad * 17,45}{120 px} = 2,7 \text{ mrad}/px \quad (8.5.2)$$

Vale lembrar que o método de interpolação embarcado na câmera térmica que permite que a mesma tenha uma resolução espacial aparente de 320x240 pixels não altera sua resolução espacial. Logo, não deve ser considerado durante o cálculo.

Dessa relação pode-se avaliar, então, a área coberta por um único pixel para as distâncias utilizadas durante o ensaio. Conclui-se que, para uma distância $D = 2$ metros, os valores de campo de visão são:

$$HFOV = D * \sin FOV = 2 * \sin 25 = 0,84m \quad (8.5.3)$$

$$VFOV = D * \sin FOV = 2 * \sin 19 = 0,65m \quad (8.5.4)$$

Logo, cada pixel ocupa uma área de:

$$P_h = \frac{HFOV}{Res_h} = \frac{0,84}{160} = 0,0052m \quad (8.5.5)$$

$$P_v = \frac{VFOV}{Res_v} = \frac{0,65}{120} = 0,0054m \quad (8.5.6)$$

Com base nos resultados apresentados na Tabela 8.5 pode-se determinar deduzir que, para a distância estipulada, um pixel que se encontra na borda da conexão em questão, com 95% de confiança, se localiza numa coordenada (x, y) que obedece a seguinte incerteza.

$$x \pm 1.34px = x \pm 6,98mm \quad (8.5.7)$$

$$y \pm 1.50px = y \pm 8,10mm \quad (8.5.8)$$

Logo, o comprimento e a largura disponíveis para medição, C_{med} e L_{med} , para medição térmica no conector, considerando que a imagem térmica foi segmentada a partir da sua imagem correspondente no visível é:

$$L_{med} = L - 2 * 6,98 = 66,04 \text{ mm} \quad (8.5.9)$$

$$C_{med} = C - 2 * 8,10 = 13,08 \text{ mm} \quad (8.5.10)$$

Logo resulta em uma área de medição de

$$A = L_{med} * C_{med} = 863,80 \text{ mm}^2 \quad (8.5.11)$$

Reproduzindo este mesmo cálculo para as demais distâncias captadas durante o processo de calibração, formam-se os valores que podem ser vistos na Tabela 8.6.

Tabela 8.6 Erros e incertezas espaciais convertidas em medidas

| Distância (m) | Coordenada | FOV (m) | Tamanho do Pixel (m) | Incerteza $\pm \widehat{u}_x, \pm \widehat{u}_y$ (m) | Dimensão Disponível para Medição(m) |
|---------------|------------|---------|-----------------------|--|-------------------------------------|
| 2 | x | 0.84 | 5.2×10^{-3} | $\pm 6.98 \times 10^{-3}$ | 66.04×10^{-3} |
| | y | 0.65 | 5.4×10^{-3} | $\pm 8.10 \times 10^{-3}$ | 13.08×10^{-3} |
| 3 | x | 1.26 | 7.9×10^{-3} | $\pm 9.74 \times 10^{-3}$ | 60.52×10^{-3} |
| | y | 0.97 | 8.1×10^{-3} | $\pm 8.58 \times 10^{-3}$ | 12.84×10^{-3} |
| 4 | x | 1.69 | 10.5×10^{-3} | $\pm 11.62 \times 10^{-3}$ | 56.76×10^{-3} |
| | y | 1.30 | 10.8×10^{-3} | $\pm 16.06 \times 10^{-3}$ | $(2.12) \times 10^{-3}$ |

Percebe-se a partir da Tabela 8.6 que, apesar de apresentar um erro relativamente baixo, este tem impacto decisivo para um equipamento pequeno como um conector. É possível verificar que para uma distância de 4 metros já não existe área suficiente na direção y para realizar a medição. A Figura 8.17 ilustra qual o significado prático deste impacto.

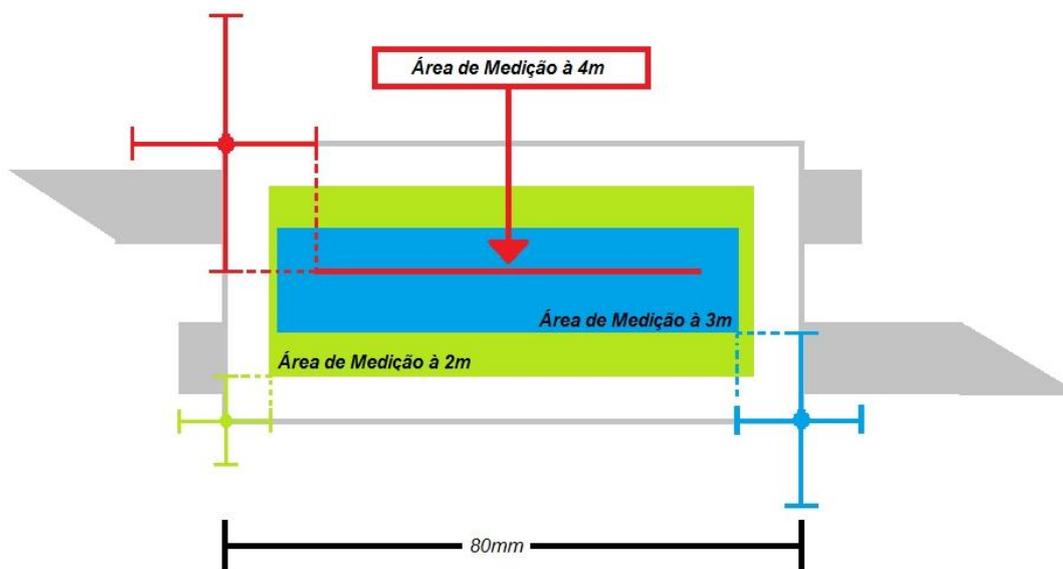


Figura 8.17 Área de medição corrigida pelas incertezas de medição com confiabilidade de 95%

9 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Essa dissertação apresentou o desenvolvimento e teste de um sistema de visão multiespectral para equipar uma plataforma robótica de inspeção termográfica em Subestação de Energia. Ele foi projetado para identificar os equipamentos através do uso de extratores e descritores de características, segmentar o equipamento inspecionado em cena através dos mapas de disparidade e a imagem térmica através da homografia existente entre o termograma e a imagem das câmeras convencionais. Todos os algoritmos desenvolvidos neste trabalho foram incorporados em um *software*, descrito em detalhes no APÊNDICE III, que foi utilizado na realização dos testes práticos.

Os resultados mostraram que o uso dos mapas de disparidade como forma de extração de regiões de interesse se mostra um campo promissor. A utilização do SGBM se mostrou parcialmente satisfatória, pois nos testes realizados com o transformador, Figura 8.11 (b), ele não foi capaz de extrair com clareza a região do equipamento. Apesar disso, este trabalho não atribui a responsabilidade diretamente à qualidade do método e sim à qualidade de imagem das câmeras convencionais utilizadas, à complexidade das cenas e à aplicação do método de calibração.

Contúdo, esta abordagem contribui com a possibilidade de se separar o sinal térmico do equipamento inspecionado de outro que obstrua sua visão integral, como no caso do mesmo transformador (Figura 8.11(f)), capacidade esta que sistemas compostos apenas por duas câmeras (uma térmica e outra convencional) têm dificuldade de prover e que para esta aplicação é tão necessária.

A utilização de detectores e extratores de características no processo de identificação do equipamento inspecionado é também uma abordagem que alcançou o objetivo proposto. Avaliou-se que o método de detecção FAST aliado ao descritor SIFT apresentou desempenho superior aos demais.

Essa abordagem tem, também, como fator positivo, uma menor necessidade de se investir na criação de bases de treinamento extensas que consumiriam maior espaço de armazenamento e tempo de processamento.

Como já mencionado, o processo de classificação de padrões, que neste trabalho se restringe a identificação de padrões visuais, é uma tarefa que depende fortemente da aplicação e do seu contexto. Desta forma, seria imprudente afirmar que os algoritmos testados terão o desempenho similar em um teste de campo.

Sendo assim, a avaliação comparativa os algoritmos de extração e descrição de características para a identificação e localização dos objetos monitorados serviu como direcionador e, principalmente, como base metodológica para a avaliação dos resultados de testes de campo.

Esse trabalho também contribui com a proposta de um modelo de avaliação das incertezas de medição que considera os erros provocados pela calibração do sistema de visão e das transformações geométricas e projetivas das imagens.

Esse modelo mostrou que, para a aplicação do sistema de visão nas SEs, a resolução espacial da câmera térmica é o principal fator limitante para a medição de temperatura dos componentes de menor dimensão visto que, por questões de segurança do equipamento de medição e do próprio processo produtivo, uma aproximação maior para a coleta da temperatura é uma alternativa desaconselhável.

9.1 TRABALHOS FUTUROS

Como mencionado, é necessário, antes de qualquer outra avaliação, que se realize um teste em campo para a validação do trabalho. Seria interessante que neste teste fosse empregado um conjunto de câmeras com maior resolução e melhor qualidade de imagem.

Como forma de melhorar o desempenho da utilização da profundidade como forma de extração dos equipamentos um caminho interessante a ser explorado para melhorar a precisão dos mapas de disparidade é a adaptação do uso de escaneadores de área do tipo LiDAR em conjunto com uma câmera convencional e uma câmera térmica.

Uma área interessante do uso do mapa de disparidade para este projeto seria sua utilização também no processo de identificação e localização de objetos. Trabalhos como o

de Nascimento (NASCIMENTO, *et al.*, 2012) apresentam novos descritores que agregam as informações espaciais às características extraídas reduzindo a ambiguidade aumentando, conseqüentemente, sua robustez.

Outro assunto a ser explorado é a utilização de câmeras com capacidade de visão noturna que poderiam melhorar a capacidade de identificação em situações de baixa luminosidade. e a utilização de plataformas de processamento gráfico paralelo para acelerar o processamento do sistema de identificação e geração dos mapas de disparidade.

REFERÊNCIAS

- ABNT. **NBR 15424 - Ensaios Não Destrutivos - Termografia - Terminologia**. Associação Brasileira de Normas Técnicas. Rio de Janeiro. 2004. (ABNT NBR 15424).
- ABNT. **ABNT NBR 15572 - Ensaios Não Destrutivos - Termografia - Guia Para Inspeção de Equipamentos Elétricos e Mecânicos**. Associação Brasileira de Normas Técnicas. Rio de Janeiro. 2006. (ABNT NBR 15572).
- ABRADEE. Rede de Energia Elétrica. **ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE DISTRIBUIDORES DE ENERGIA-ABRADEE**, 2012. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-eletrico/redes-de-energia-eletrica>>. Acesso em: 08 jul. 2013.
- AGUILERA, C.; BARRERA, F.; SAPPA, A. D.; TOLEDO, R. **A Novel SIFT-Like-Based Approach for FIR-VS Images Registration**. 11th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography. Napoli: Non Destructive Testing Database. 2012.
- ALEGRE, V. M. **Object segmentation based on the depth information**. Universitat Bremen. Bremen, p. 63. 2007.
- ALMEIDA, C. A. L.; BRAGA, A. P.; NASCIMENTO, S.; PAIVA, V.; MARTINS, H. J. A.; TORRES, R.; CAMINHAS, W. M. Intelligent Thermographic Diagnostic Applied to Surge Arresters: A New Approach. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 24, n. 2, Abril 2009.
- ÁLVARES, R. **Diagnóstico de Falhas em Falhas em Para-raios Utilizando Termografia**. Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, p. 119. 2004.
- BAKER, H. H.; BINFORD, T. O. **Depth from Edge and Intensity Based Stereo**. 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canadá: Morgan Kaufmann Publishers. 1981. p. 631-636.
- BAY, H.; TUYTELAARS, T.; GOOL, L. V. SURF: Speeded Up Robust Features. **Computer Vision and Image Understanding**, v. 110, n. 3, p. 346-359, Junho 2008.
- BIENKOWSKI, L.; HOMMA, C.; EISLER, K.; BOLLER, C. **Hybrid Camera and Real-View Thermography for Nondestructive Evaluation**. 11th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography. Napoli: Non Destructive Testing Database. 2012.
- BINAGHI, E.; GALLO, I.; BARALDI, A.; GERHARDINGER, A. **Neural Disparity Computation from IKONOS Stereo Imagery**. SPIE Remote Sensing Europe. [S.l.]: SPIE. 2006. p. 1-11.
- BOUGUET, J. I. Camera Calibration Toolbox for Matlab. **Calltech Vision Group**, 2010. Disponível em: <http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/>. Acesso em: 12 abr. 2013.
- BRADSKY, G.; KAEHLER, A. **Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library**. 1st. ed. [S.l.]: O'Reilly Media Inc., 2008.
- BROWN, D. C. Close Range Camera Calibration. **Photogrammetric Engineering**, v. 37, n. 2, p. 835-866, 1971.

CALADO, F.; URSINE, W.; TEIXEIRA, G.; DINIZ, H.; RESENDE, P.; DE ANDRADE, R. **Thermal / Visible Stereo Vision for Electric Power Systems Autonomous Monitoring Systems**. 11th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography. Napoli: NDT Database. 2012.

CALONDER, M.; LEPETIT, V.; STRECHA, C.; FUA, P. **BRIEF - Binary Robust Independent Features**. 11th European Conference on Computer Vision. Creta, Grécia: Springer. 2010. p. 778-792.

CAMPO, F. B.; RUIZ, F. L.; SAPPA, A. D. Multimodal Stereo Vision System: 3D Data Extraction and Algorithm Evaluation. **IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing**, v. 6, n. 5, p. 437-446, Setembro 2012.

CARLBOM, I.; PACIOREK, J. Planar Geometric Projections and Viewing Transformations. **ACM Computing Surveys**, v. 10, n. 4, p. 465-502, 1978.

CEMIG. **Termografia Aplicada ao Sistema Elétrico de Potência**. Companhia Energética de Minas Gerais. Sete Lagoas. 2011. (01000-RH/FA-316a).

CEMIG. Inovação: PeD 426. **Site da CEMIG S/A**, 2012. Disponível em: <http://www.cemig.com.br/pt-br/A_Cemig_e_o_Futuro/inovacao/-pesquisa_e_desenvolvimento/Paginas/PeD_426.aspx>. Acesso em: 19 jun. 2013.

CGM. **Evaluation of measurement data — Guide to the expression of uncertainty in measurement**. [S.l.]: Joint Committee for Guides in Metrology-JJCGM, 2008.

CHOU, Y.-C.; YAO, L. **Automatic Diagnostic System of Electrical Equipment using Infrared Thermography**. International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition. Malacca: IEEE. 2009. p. 155-160.

CHRZANOWSKI, K. **Testing Thermal Imagers - Practical Guide**. Warsaw, Polônia: Military University of Technology, 2010.

CLARK, M. R.; MCCANN, M. D.; FORDE, M. C. Application of infrared thermography to the non-destructive testing of concrete and masonry bridges. **NDT & E International**, v. 36, n. 4, p. 265-275, Junho 2003.

CLAUS, D.; FITZGIBBON, A. W. **A rational function lens distortion model for general cameras**. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE. 2005. p. 213-219.

DI LEO, G.; LIGUORI, C.; PAOLILLO, A. Covariance Propagation for the Uncertainty Estimation in Stereo Vision. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 60, n. 5, p. 1664-1673, Maio 2011.

DINIZ, H. E. P. **Termografia Quantitativa como Ferramenta de Gestão de Ativos do Sistema Elétrico de Potência**. Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, p. 142. 2013.

DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. E. **Pattern Classification**. 2nd. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 2001.

- EPRI. **"Ti" EPRI Transmission Line Robot Development**. Electric Power Research Institute. [S.l.]. 2010.
- FELICIANO, F. F.; SOUZA, I. L. D.; LETA, F. R. **Visão Computacional Aplicada à Metrologia Dimensional Automatizada: Considerações Sobre sua Exatidão**. Congresso Iberoamericano de Engenharia Mecânica. Cidade do Porto, Portugal: Fundação YPF. 2011.
- FELZENSZWALB, P. F.; HUTTENLOCHER, D. P. Efficient Graph-Based Image Segmentation. **International Journal of Computer Vision**, v. 59, n. 2, p. 167-181, 2004.
- FERRETI, G.; GIORGIO, A. A New Type of Pyrometer Employed for Preventive Maintenance in Electric Utilities. **L'Energia Elettrica**, v. 12, 1969.
- FISCHLER, M. A.; BOLLES, R. C. Random Sample Consensus - A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. **Communications of the ACM**, New York, USA, v. 24, n. 6, p. 381-395, Junho 1981.
- FRANCISQUINI, A. A. **Estimação de Curvas de Carga em Pontos de Consumo e em Transformadores de Distribuição**. Universidade Estadual Paulista. Ilha Solteira, p. 108. 2006.
- GONÇALVESJR., A. A. Metrologia - Parte I. In: GONÇALVESJR., A. A. **Metrologia**. Florianópolis, Brasil: Universidade Federal de Santa Catarina, 2002.
- GONG, M.; RUIGANG, Y.; WANG, L.; GONG, M. A performance study on different cost aggregation approaches used in real-time stereo matching. **International Journal of Computer Vision**, v. 75, n. 2, p. 283-296, 2007.
- GREIVENKAMP, J. E. **Field Guide to Geometrical Optics**. Bellingham: Spie Press, v. I, 2004.
- GRIMSON, W. E. **From Images to Surfaces: A Computational Study of the Human Early Visual System**. 1st. ed. [S.l.]: MIT Press, v. I, 1981.
- GSCHWANDTNER, M.; KWITT, R.; UBI, A.; PREE, W. **Infrared Camera Calibration for Dense Depth Map Construction**. Intelligent Vehicles Symposium. Baden-Baden, Alemanha: IEEE. 2011.
- HAGHIGHAT-KASHANI, A. **3D Imaging for Outdoor Workspace Monitoring**. [S.l.]. 2006.
- HARRIS, C.; STEPHENS, M. **A combined corner and edge detector**. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. [S.l.]: [s.n.]. 1988. p. 147-151.
- HARTLEY, R. I. Theory and Practice of Projective Rectification. **International Journal of Computer Vision**, v. 35, n. 2, p. 115-127, Novembro 1999.
- HIRSCHMULLER, H. Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 30, n. 2, p. 328-341, Fevereiro 2008.
- INCROPERA, P. F.; DEWITT, P. D.; BERGMAN, L. T.; LAVINE, S. A. **Fundamentals of Heat and Mass Transfer**. 6th. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 2007.

- ITSEEZ. OpenCV. **OpenCV Open Computer Vision Library**, 2013. Disponível em: <<http://opencv.org/>>. Acesso em: 03 jul. 2013.
- JARC, A.; PERS, J.; ROGELJ, P.; PERSE, M.; KOVACIC, S. **Texture features for affine registration of thermal (FLIR) and visible images**. Computer Vision Winter Workshop 2007. St. Lambrecht, Austria: [s.n.]. 2007.
- KHVEDCHENIA, I. A Battle of Three Descriptors SURF, FREAK and BRISK. **Computer Vision Talks**, 2012. Disponível em: <<http://computer-vision-talks.com/2012/08/a-battle-of-three-descriptors-surf-freak-and-brisk/>>. Acesso em: 18 mar. 2013.
- KOLMOGOROV, V.; ZABIH, R. Graph Cut Algorithms for Binocular Stereo with Occlusions. In: ____ **Mathematical Models in Computer Vision: The Handbook**. [S.l.]: Springer, 2005. p. 423-438.
- LEUTENEGGER, S.; CHLI, M.; SIEGWART, R. Y. **BRISK Binary Robust invariant scalable keypoints**. IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona: IEEE. 2011. p. 2548-2555.
- LIMA, D. A. **Navegação Segura de um Carro Autônomo Utilizando Campos Vetoriais e o Método da Janela Dinâmica**. Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte. 2010.
- LOWE, D. G. **Object recognition from local scale-invariant features**. Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Grécia: [s.n.]. 1999. p. 1150-1157.
- LUMASENSE. Thermalinspection 724. **Lumasense Thermography Inc**, 2013. Disponível em: <<http://lumasenseinc.com/EN/products/thermal-imaging-systems/thermalinspection-724/>>. Acesso em: 06 jun. 2013.
- MARR, D.; POGGIO, T. A.; ULLMAN, S. **Vision - A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information**. 1st. ed. [S.l.]: W. H. Freeman, 1982.
- MINKINA, W.; DUDZIK, S. **Simulation analysis of uncertainty of processing algorithm of the ThermaCAM PM 595 infrared camera path**. Proceedings of III Symposium Metrological Properties of Programmable Measuring Transducers. Gliwice, Polônia: [s.n.]. 2005. p. 173-185.
- MINKINA, W.; DUDZIK, S. **Infrared Thermography - Errors and Uncertainties**. 1st. ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 2009.
- NALPANTIDIS, L.; SIRAKOULIS, G. C.; GASTERATOS, A. **Review of stereo matching algorithms for 3D vision**. 16th International Symposium on Measurement and Control in Robotics. Warsaw, Polônia: IMEKO. 2007. p. 116-124.
- NASCIMENTO, E. R.; OLIVEIRA, G. L.; CAMPOS, M. F. M.; VIEIRA, A. W.; SCHWARTZ, W. R. **BRAND: A Robust Appearance and Depth Descriptor for RGB-D Images**. International Conference on Intelligent Robots and Systems. [S.l.]: IEEE. 2012.

- NETO, W. E. **Failure Analysis in ZnO Arresters Using Thermal Images**. IEEE/PES Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America. Caracas: IEEE. 2006. p. 1-5.
- OGALE, S. A.; FERMÜLLER, C.; ALOIMONOS, Y. Detecting independent 3D movement. In: E., B.-C. **Handbook of Geometric Computing Applications in Pattern Recognition, Computer Vision, Neural computing, and Robotics**. [S.l.]: Springer Verlag, 2005.
- PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações**. 1st. ed. São Paulo: Thomson Learning, 2008.
- PICKARD, D.; PANCK, D. **Directed Inspection and Maintenance Leak Survey at a Gas Fractionation Plant Using Traditional Methods and Optical Gas Imaging**. Flir Technologies. [S.l.]. 2004. (FLIR TECH REPORT 06-A-119-AWMA).
- PINTO, J.; MAGRINI, L.; JARDINI, J.; GARBELLOTTI, M. **Mobile robot for hot spot monitoring in electric power substation**. Transmission and Distribution Conference and Exposition. Chicago: IEEE/PES. 2008. p. 1-5.
- PRAKASH, S.; LEE, P. Y.; CAELLI, T. **3D Mapping of Surface Temperature Using Thermal Stereo**. 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Singapore: IEEE. 2006. p. 1-4.
- ROSTEN, E.; DRUMMOND, T. **Machine learning for high-speed corner detection**. 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: Springer. 2006. p. 430-443.
- RUBLEE, E.; RABAUD, V.; KONOLIGE, K.; BRADSKY, G. **ORB - An efficient alternative to SIFT or SURF**. IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Espanha: IEEE. 2011. p. 2564-2571.
- SABRA, A. I. **The Optics of Ibn Al-Haytham**. [S.l.]: The National Council for Culture, Arts and Letters do Kuwait, v. 1, 2002. Tradução para o inglês do Book of Optics de Ibn Al-Haytham. Livros IV-V: On Reflection and Images Seen by Reflection.
- SANTOS, L. **Termografia Infravermelha em Subestações de Alta Tensão Desabrigadas**. Universidade de Itajubá. Itajubá, p. 129. 2006.
- SCHARSTEIN, D.; SZELISKI, R.; ZABIH, R. **A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms**. IEEE Workshop on Stereo and Multi-Baseline Vision, 2001. (SMBV 2001). Kauai: IEEE. 2001. p. 131-140.
- SILVINO, J. L.; RESENDE, P.; URSINE, W.; SILVA, N. S. **Prototype for automatic monitoring and failure diagnosis of surge arresters using infrared techniques**. International Conference on Grounding and Earthing. Salvador: Brazilian Society for Electrical Protection. 2010.
- SOLDAN, S.; BONOW, G.; KROLL, A. **RoboGasInspector – A Mobile Robotic System for Remote Leak Sensing and Localization in Large Industrial Environments: Overview and First Results**. Proceedings of the 2012 IFAC Workshop on Automatic Control in Offshore Oil and Gas Production. Trondheim: IFAC. 2012.

SONKA, M.; HLAVAC, V.; BOYLE, R. **Image Processing Analysis, and Machine Vision**. 3rd. ed. [S.l.]: Cengage Learning, 2007.

ST.LAURENT, L.; PRÉVOST, D.; MALDAGUE, X. **Thermal Imaging for Enhanced foreground - background Segmentation**. 10th International Conference Quantitative Infrared Thermography. Quebec, Canada: [s.n.]. 2010.

ST-LAURENT, L.; PRÉVOST, D.; MALDAGUE, X. **Fast and accurate calibration-based thermal / colour sensors registration**. 10th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography. Quebec: Non Destructive Testing Database. 2010.

SZELISKI, R. **Computer Vision: Algorithms and Applications**. 1st. ed. [S.l.]: Springer, 2011.

TEIXEIRA, G. G. **Confiabilidade Metrologica em Termografia Aplicada em Sistemas Elétricos**. Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, p. 164. 2012.

URSINE, W.; CALADO, F.; TEIXEIRA, G.; SILVINO, J.; DINIZ, H.; DE ANDRADE, R. **Thermal / Visible Autonomous Stereo Visio System Calibration Methodology for Non-controlled Environments**. 11th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography. Napoli: NDT Database. 2012.

UTAMI, Y. N.; TAMSIR, Y.; PHARMATRISANTI, A.; GUMILANG, H.; CAHYONO, B.; SIREGAR, R. **Evaluation Condition of Transformer Based on Infrared Thermography Results**. Proceedings of the 9th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials. Harbin: IEEE. 2009. p. 1055 - 1058.

VIDAS, S.; LAKEMON, R.; DENMAN, S.; FOOKES, C. B.; SRIDHARAN, S.; WARK, T. A mask-based approach for the geometric calibration of thermal-infrared cameras. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 61, n. 6, p. 1625-1635, 2012.

WANG, B.; SUN, Y. SmartGuard: An Autonomous Robotic System for Inspecting Substation Equipment. **Journal of Field Robotics**, 2011.

YAMAGUCHI, K. Kota Yamaguchi. **Department of Computer Science, Stony Brook University**, 2012. Disponível em:
<<http://www.cs.stonybrook.edu/~kyamagu/mexopencv/>>. Acesso em: 05 out. 2012.

YANG, R.; YANG, W.; CHEN, Y.; WU, X. Geometric Calibration of IR Camera Using Trinocular Vision. **JOURNAL OF LIGHTWAVE TECHNOLOGY**, v. 29, n. 24, p. 3797-3803, Dezembro 2011.

ZHANG, D.; LU, G. Review of shape representation and description techniques. **Pattern Recognition**, v. 37, p. 1-19, 2004.

ZHANG, Z. A flexible new technique for camera calibration. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 22, n. 11, p. 1330-1334, Novembro 2000.

ZHANG, Z. Camera Calibration. In: MEDIONI, G.; KANG, S. B. **Emerging Topics in Computer Vision**. [S.l.]: Prentice Hall Professional Technical Reference, 2004. Cap. 2, p. 4-43.

APÊNDICE I

RESULTADOS DE CALIBRAÇÃO DO SISTEMA DE VISÃO

Tabela 1. Resultados de Calibração: Parâmetros intrínsecos

| Parâmetro | Câmera Esquerda | Câmera Direita | Câmera Térmica |
|--|--|--|--|
| <i>Distância Focal</i> | [861.65 862.68] \pm [95.97 94.67] | [856.06 856.80] \pm [112.60 112.08] | [991.11 991.12] \pm [199.68 198.82] |
| <i>Centro - X</i> | 278.150 | 319.40191 | 137.03061 |
| <i>Centro - Y</i> | 246.357 | 269.97521 | 122.79254 |
| <i>Parâmetro de distorção de lentes k_1</i> | 0.51981 | 0.60024 | -0.56749 |
| <i>Parâmetro de distorção de lentes k_2</i> | -7.34527 | -10.04860 | 3.70934 |
| <i>Parâmetro de distorção de lentes k_3</i> | 0.03328 | 0.02780 | 0.00539 |
| <i>Parâmetro de distorção de lentes k_4</i> | 0.00320 | -0.00347 | 0.00453 |
| <i>Parâmetro de distorção de lentes k_5</i> | 0.00 | 0.00 | 0.00 |
| <i>Intervalo de Erro de Reprojção [pixels]</i> | [0.12 0.11] | [0.12 0.11] | [0.24 0.14] |

Tabela II. Resultados de Calibração: Parâmetros extrínsecos

| Parâmetro | Câmera Esquerda / Câmera Térmica | Câmera Esquerda / Câmera Direita |
|----------------------------|--|--|
| <i>Matriz de Rotação</i> | $\begin{bmatrix} 0.99 & -0.01 & 0.00 \\ 0.01 & 0.99 & -0.08 \\ 0.00 & 0.08 & 0.99 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 0.99 & -0.00 & 0.02 \\ 0.01 & 0.99 & -0.04 \\ 0.02 & 0.04 & 0.99 \end{bmatrix}$ |
| <i>Vetor de Translação</i> | $[-41.65 \quad -6.45 \quad 19.69]^T$ | $[-97.31 \quad -41.76 \quad -10.03]^T$ |

APÊNDICE II

RESULTADOS DOS TESTES DE GERAÇÃO DO MAPA DE DISPARIDADE PELO SGBM

Tabela I. Parâmetros escolhidos para o método SGBM nas imagens de teste

| | Transformador | Transformador c/ Oclusão | Para-raios | Conjunto Conector / Cabo |
|-------------------------------------|---------------|-----------------------------|------------|--------------------------------|
| <i>SAD Window Size</i> | 3 | 3 | 3 | 3 |
| <i>Number of Disparities</i> | 64 | 64 | 64 | 64 |
| <i>Minimum Disparity</i> | 16 | 0 | 0 | 0 |
| <i>Full Dynamic Programming</i> | verdadeiro | verdadeiro | verdadeiro | verdadeiro |
| <i>Uniqueness Ratio</i> | 1 | 7 | 7 | 13 |
| <i>Speckle Window Size</i> | 50 | 50 | 50 | 50 |
| <i>Speckle Range</i> | 1 | 1 | 1 | 1 |
| <i>P1 / P2</i> | 300/1200 | 160/480 | 160/480 | 160/480 |
| <i>Pre Filter Cap</i> | 4 | 16 | 28 | 16 |
| <i>Disp Max Difference</i> | 1 | 13 | 13 | 13 |

APÊNDICE III

DETALHAMENTO DO SOFTWARE DE INSPEÇÃO

Todos os algoritmos selecionados neste trabalho foram incluídos em um programa de computador. Este sistema foi desenvolvido em Matlab versão 2012a e utiliza a biblioteca OpenCV versão 2.4.5 integrada ao Matlab através da biblioteca desenvolvida por Yamagushi (YAMAGUCHI, 2012). Este programa de computador possui três fluxos principais: Calibração do Sistema, Treinamento do Sistema e Inspeção:

Fluxo 1. Calibração do Sistema de Visão

1. Aquisição das Imagens de Calibração
2. Calibração Individual das Câmeras e Calibração Estéreo através da interface desenvolvida por Yamagushi com a ferramenta OpenCV
3. Cálculo da Magnificação e das Incertezas de Projeção

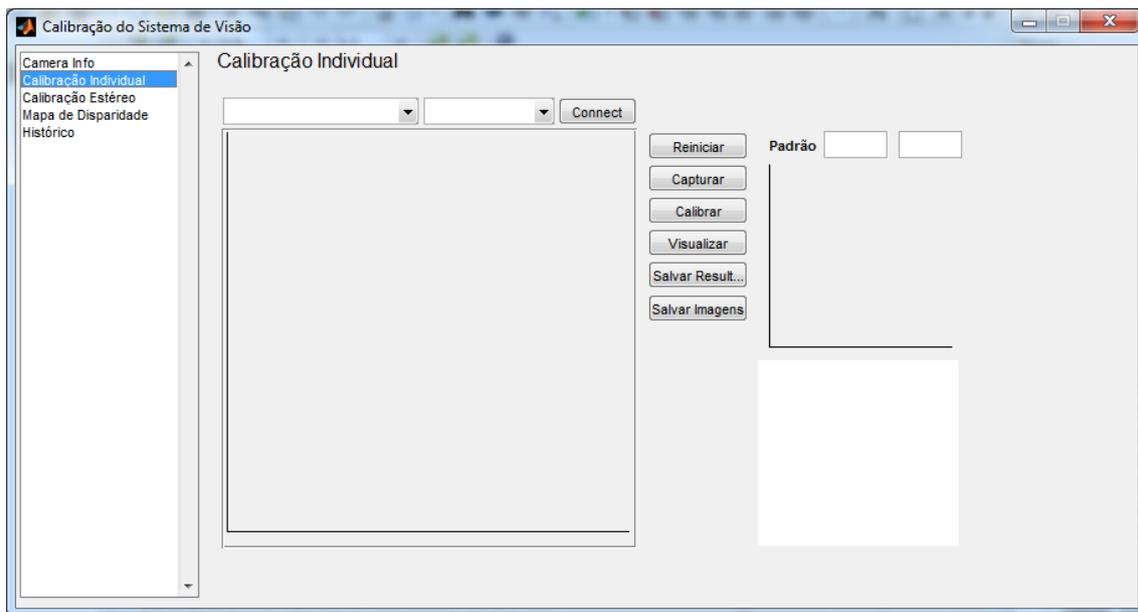


Figura 1. Interface de calibração das câmeras

Fluxo 2: Treinamento do Sistema de Visão

1. São capturadas as imagens de cada equipamento a ser inspecionado identificando a região da imagem que corresponde à área do objeto
2. Extrai-se as características dos equipamentos e as armazena em um banco de dados

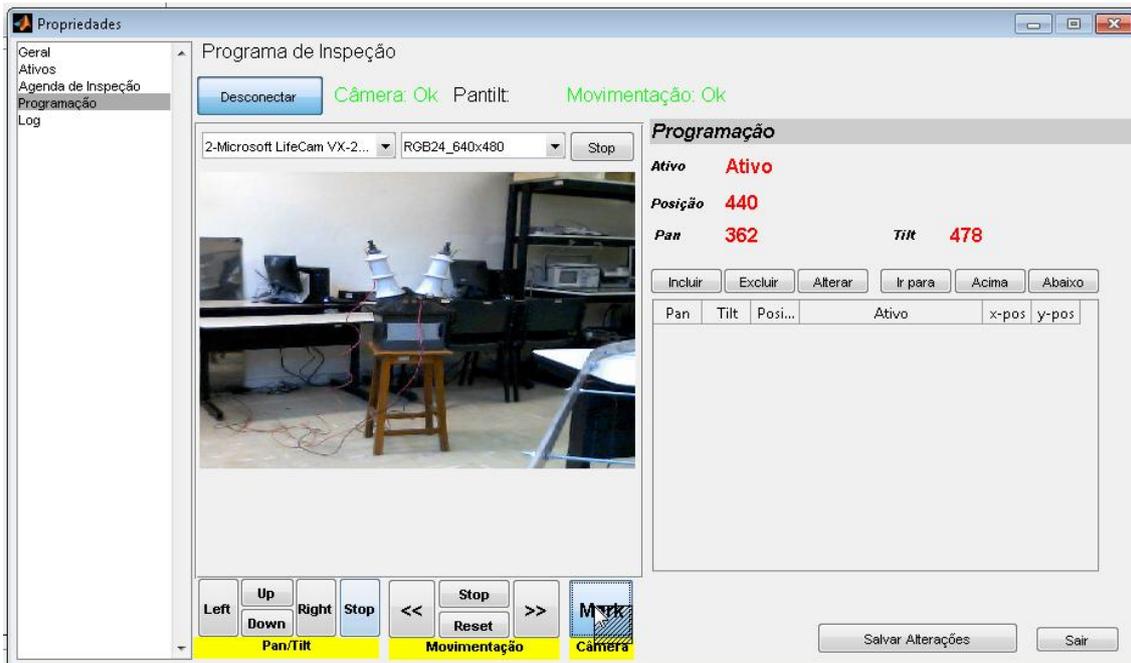


Figura 2. Interface de treinamento do sistema onde se captura a posição do equipamento sob inspeção

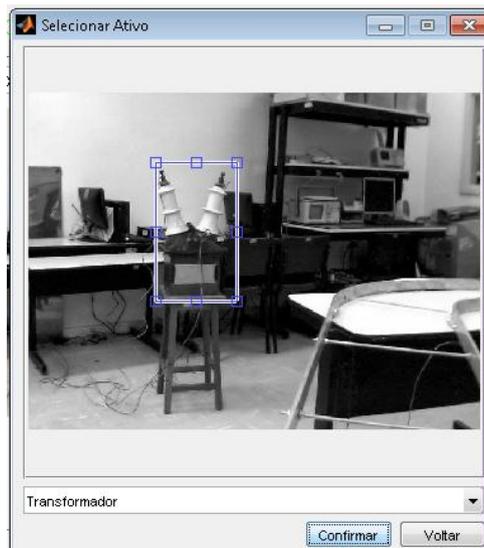


Figura 3. Interface de seleção da imagem de referência e sua identificação

Fluxo 3: Inspeção

1. Captura-se a imagem das câmeras convencionais
2. As duas câmeras convencionais geram entre si o mapa de disparidade denso identificando a profundidade dos objetos em cena.
3. Realiza-se a segmentação da imagem com base nas regiões de disparidade
4. Reprojeta-se esta imagem sobre a câmera esquerda e realiza-se, então, uma busca pelas características armazenadas na fase de treinamento.

5. Extrai-se o objeto da cena realizando a detecção das bordas.
6. Ajusta-se os parâmetros de aquisição da câmera térmica
7. Realiza-se a aquisição do termograma
8. Identifica-se, por homografia, da posição relativa entre a câmera térmica e a câmera convencional base.

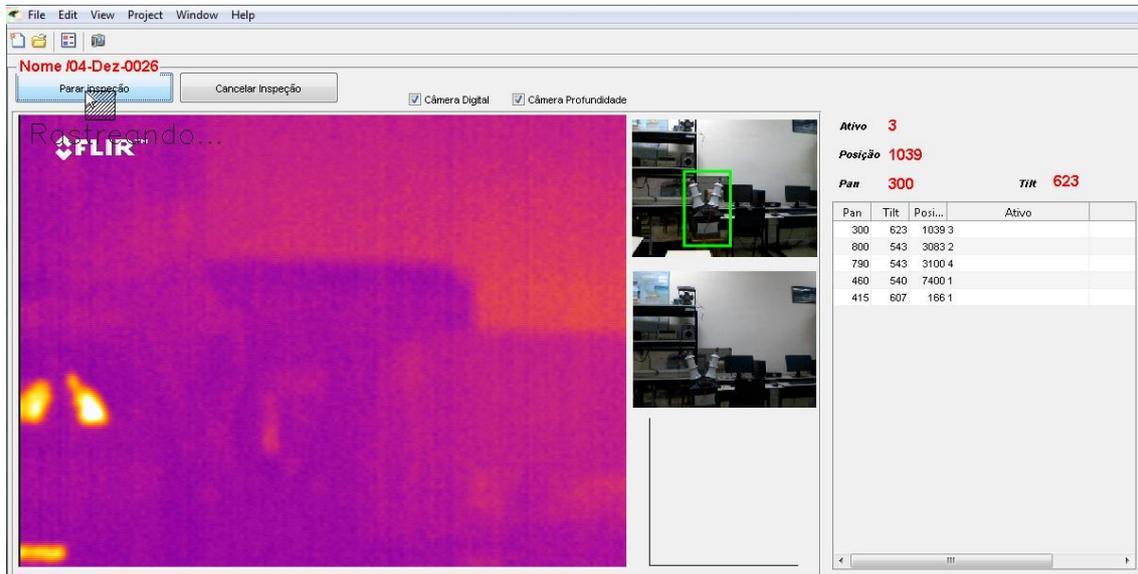


Figura 4. Interface de execução da inspeção térmica e a identificação do equipamento sob inspeção