



MARIA DO ROSÁRIO SOUSA GONÇALVES

Licenciada em Ciências de Engenharia Mecânica

**DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA DE VISÃO
TERMOGRÁFICO PARA DETEÇÃO DE
DEFEITOS EM MATERIAIS COMPÓSITOS DE
MATRIZ POLIMÉRICA**

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
ENGENHARIA MECÂNICA

MESTRADO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Universidade NOVA de Lisboa
setembro, 2022



DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA DE VISÃO TERMOGRÁFICO PARA DETEÇÃO DE DEFEITOS EM MATERIAIS COMPÓSITOS DE MATRIZ POLIMÉRICA

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA
MECÂNICA

MARIA DO ROSÁRIO SOUSA GONÇALVES

Licenciada em Ciências de Engenharia Mecânica

Orientador: Nuno Alberto Marques Mendes

Professor Auxiliar, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade NOVA de Lisboa

Coorientador: Miguel Araújo Machado

Professor Auxiliar Convocado, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade NOVA de Lisboa

Júri

Presidente: Telmo Jorge Gomes dos Santos

Professor Catedrático, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade NOVA de Lisboa

Arguente: Pedro Mariano Simões Neto

Professor Auxiliar com Agregação, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra

Orientador: Nuno Alberto Marques Mendes

Professor Auxiliar, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade NOVA de Lisboa

DESENVOLVIMENTO DE SISTEMA DE VISÃO TERMOGRÁFICO PARA DETECÇÃO DE DEFEITOS EM MATERIAIS COMPÓSITOS DE MATRIZ POLIMÉRICA

Copyright © Maria do Rosário Sousa Gonçalves, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade NOVA de Lisboa.

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade NOVA de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objetivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

Este documento foi gerado com o processador (pdf/Xe/Lua) \LaTeX e o modelo [NOVAtesis](#) (v6.9.5) [1].

Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço ao meu orientador, Professor Nuno Mendes, por todo o seu apoio, disponibilidade e transmissão de conhecimentos no desenvolvimento deste trabalho. Agradeço ainda ao meu coorientador, Professor Miguel Machado, pelo seu auxílio e sugestões de melhoria desta dissertação, especialmente em questões experimentais. Deixo também um obrigada aos alunos de Doutoramento do NTI pela sua disponibilidade e ajuda.

Agradeço a todos os colegas de curso com quem tive a oportunidade de trabalhar e conviver ao longo destes 5 longos anos que passaram a correr. Obrigada aos meus padrinhos e colegas mais velhos que me receberam de braços abertos, aos meus afilhados e colegas mais novos que tive o prazer de acolher, e aos Caloiros de 2017 com quem partilhei tantas frustrações e alegrias desde que entrámos nesta nossa segunda casa. Deixo um agradecimento especial aos meus grandes amigos: Andreia Mendes, Daniela Monteiro e Francisco Fernandes. Obrigada pelo companheirismo nos melhores e nos piores momentos, e por se terem tornado numa peça tão importante da minha vida. São os meus meteorologistas favoritos.

Deixo ainda um profundo agradecimento à AEFCT, e a todas as pessoas incríveis que estiveram comigo nos mandatos de 2020, 2021 e 2022. Foram anos repletos de dedicação, crescimento e de momentos gratificantes que levarei para a vida. Às minhas mães monstrixinhas, Adriana Costinha e Joana Neves, obrigada por toda a confiança e por me ajudarem a ver aquilo que viam em mim. À equipa administrativa, Edgar Coimbra, Filipa Couchinho, João Fragoso e Laura Menezes, obrigada por serem quem são. Foi um prazer fechar este ciclo do vosso lado. Espero que tenham tido tanta paciência para me aturar como eu tive para vos aturar a vocês! Deixo também um grande beijinho à Sónia, que sempre me motivou e me fez sentir em casa. És a nossa melhor amiga e mereces tudo de bom no mundo (e mais um bocadinho).

Agradeço com todo o meu coração ao meu namorado, Edgar Coimbra, porque um agradecimento não basta. Obrigada por toda a força, otimismo e carinho ao longo deste ano, que teria sido perto de impossível sem ti do meu lado. Resumindo e baralhando, foste uma das melhores surpresas que a faculdade me deu.

Por último, mas não menos importante, agradeço aos meus pais pelo seu apoio incondicional em todos os períodos da minha vida, mesmo quando estive menos presente. A eles lhes devo quem sou e onde cheguei.

Resumo

Os materiais compósitos destacam-se pelas suas propriedades inovadoras que lhe fornecem um desempenho essencial nas mais variadas aplicações no mundo moderno. É, portanto, imprescindível garantir a qualidade destes materiais através de inspeções eficazes que não comprometam a sua integridade, tornando os Ensaios Não Destrutivos (END) através de sistemas de inspeção visual automáticos uma solução bastante atrativa.

É neste contexto que se insere a presente dissertação, cujo principal objetivo consiste no desenvolvimento de um sistema de visão capaz de detetar automaticamente defeitos, presentes no interior de materiais compósitos de matriz polimérica, através de ensaios de termografia.

Para o efeito, foram analisados 5 provetes compósitos de matriz polimérica com defeitos induzidos, produzidos através de Manufatura Aditiva (MA). As inspeções foram realizadas com o sistema de visão desenvolvido, cujo algoritmo é capaz de automatizar todo o ensaio e de processar os termogramas resultantes, com o intuito de detetar os defeitos presentes nos provetes inspecionados. No final da execução deste programa, são apresentados os resultados obtidos no ensaio, para possibilitar a sua análise por parte do utilizador.

O código desenvolvido no âmbito desta dissertação mostrou-se adequado para a deteção de delaminações em materiais compósitos de matriz polimérica, para defeitos com área superior a 55 *pixels* e inferior a 296 *pixels*, não detetando qualquer falso defeito e apresentando dados interessantes para análise do operador.

Palavras-chave: Ensaios Não Destrutivos (END), Materiais Compósitos, Termografia, Inspeção Visual Automática, Processamento de Imagem

Abstract

Composite materials stand out for their innovative properties that provide a great performance in the most varied applications of the modern world. It is therefore essential to ensure the quality of these materials through effective inspection that does not compromise their integrity, making the Non-Destructive Testing (NDT) through automatic visual inspection systems a very attractive solution.

The main focus of this present dissertation consists in the development of a vision system capable of automatically detecting defects present inside polymer matrix composite materials, through thermography tests.

For this purpose, 5 polymeric matrix composite specimens with induced defects, produced through Additive Manufacturing (AM), were analyzed. The inspections were performed with the developed vision system, with an algorithm capable of automating the whole test and processing the resulting thermograms, with the purpose of detecting the defects present in the inspected specimens. At the end of the execution of this program, the results obtained in the test are presented to enable their analysis by the user.

The code developed in this dissertation proved to be suitable for the detection of delaminations in polymer matrix composite materials, for defects with an area greater than 55 pixels and less than 296 pixels, detecting no false defects and presenting interesting data for operator analysis.

Keywords: Non-Destructive Testing (NDT), Composite Materials, Thermography, Automatic Visual Inspection, Image Processing

Índice

Índice de Figuras	xv
Índice de Tabelas	xxi
1 Introdução	1
1.1 Motivação	1
1.2 Objetivos	2
1.3 Estrutura	2
2 Revisão Bibliográfica	3
2.1 Materiais Compósitos	3
2.1.1 Materiais Compósitos de Matriz Polimérica	3
2.1.2 Manufatura Aditiva	4
2.1.3 Defeitos em Materiais Compósitos	5
2.2 Transferência de Calor	5
2.2.1 Condução	6
2.2.2 Convecção	6
2.2.3 Radiação	6
2.3 Ensaio Não Destrutivo	8
2.3.1 Inspeção Visual	9
2.3.2 Inspeção por Ultrassons	9
2.3.3 Inspeção por Tera-Hertz	10
2.3.4 Inspeção por Termografia	12
2.4 Sistemas de Inspeção Visual Automáticos	16
2.5 Processamento de Imagem	17
2.5.1 Imagens Digitais	17
2.5.2 Noções Básicas de Processamento de Imagem	19
2.5.3 Segmentação de imagem	23
2.5.4 Filtros morfológicos	24

2.5.5	Estado da Arte em Processamento de Imagem	26
3	Desenvolvimento Experimental	29
3.1	Caracterização Experimental da Termografia	29
3.1.1	Aparato Laboratorial	29
3.1.2	Procedimento Laboratorial	31
3.2	Provetes Analisados	32
3.2.1	Provete com 3 delaminações	32
3.2.2	Provete com 15 delaminações	33
3.2.3	Provetes com 3 tipos de defeitos	33
4	Processamento de Imagem	35
4.1	Arquitetura do Sistema de Reconhecimento de Defeitos	35
4.2	Automatização do Ensaio de Termografia	36
4.2.1	Aquecimento da Amostra em Análise	36
4.2.2	Aquisição de Vídeo	37
4.3	Pré-Processamento de Imagem	38
4.4	Processamento de Imagem	40
4.4.1	Principais filtros aplicados	40
4.4.2	Filtração das anomalias detetadas	41
4.5	Apresentação dos resultados obtidos	45
5	Resultados e Discussão	49
5.1	Introdução	49
5.2	Resultados para os Defeitos do Tipo I e do Tipo II	50
5.2.1	Provete reforçado com fibra de carbono	50
5.2.2	Provete reforçado com fibra de vidro	51
5.2.3	Provete reforçado com fibra de kevlar	51
5.3	Resultados para os Defeitos do Tipo II e do Tipo III	53
5.3.1	Provete reforçado com fibra de carbono	54
5.3.2	Provete reforçado com fibra de vidro	55
5.3.3	Provete reforçado com fibra de kevlar	56
5.4	Resultados para o provete com 3 delaminações	57
5.5	Resultados para o provete com 15 delaminações	59
5.6	Observações comuns entre os resultados obtidos	61
6	Conclusões e Desenvolvimentos Futuros	67
6.1	Conclusões	67
6.2	Propostas para Desenvolvimentos Futuros	68
	Bibliografia	69

Anexos

Índice de Figuras

2.1	Representação esquemática de um sistema FDM. <i>Adaptado de [10]</i>	4
2.2	Espectro da radiação eletromagnética. <i>Adaptado de [17]</i>	8
2.3	Representação esquemática da inspeção através da tecnologia de ultrassons. (a) <i>contact</i> e (b) <i>immersion testing</i> . <i>(Retirado de [23])</i>	11
2.4	Diferentes modos de visualização dos resultados através de ultrassons. a) Esquema do <i>A-scan</i> exibido como a amplitude do sinal de ultrassons em função do tempo no sentido Z. b) Esquema do <i>B-scan</i> gerado pelo conjunto de <i>A-scans</i> no sentido X; c) Esquema do <i>C-scan</i> gerado pela exibição da amplitude a uma determinada profundidade de <i>A-scans</i> , empilhadas nos sentidos X e Y. <i>(Retirado de [3])</i>	11
2.5	Esquema de um ensaio realizado através de THz <i>Time Domain Spectroscopy</i> . <i>(Retirado de [26])</i>	12
2.6	Esquema de um ensaio realizado através de THz <i>Continuous Wave</i> . <i>(Retirado de [26])</i>	13
2.7	Esquema de um END realizado recorrendo a termografia ativa. <i>(Retirado de [29])</i>	14
2.8	Fontes de excitação térmica utilizadas em termografia ativa. <i>(Retirado de [27])</i> .	14
2.9	Modo de reflexão e modo de transmissão. <i>(Retirado de [3])</i>	15
2.10	Diagrama do sistema desenvolvido por Shahbaz <i>et al.</i> [33]. <i>(Adaptado de [33])</i> . .	17
2.11	Imagem binária. <i>(Retirado de [36])</i>	19
2.12	Imagem em escalas de cinzento. <i>(Retirado de [36])</i>	19
2.13	Imagem a cores. <i>(Retirado de [36])</i>	20
2.14	Nitidez de imagem. Imagem original (à esquerda) e resultado após enaltecimento de arestas (à direita). <i>(Retirado de [36])</i>	20
2.15	Remoção de ruído de uma imagem. Imagem original (à esquerda) e resultado após remoção de ruído (à direita). <i>(Retirado de [36])</i>	21
2.16	arestas de uma imagem detetadas. Imagem original (à esquerda) e arestas da imagem (à direita). <i>(Retirado de [36])</i>	21
2.17	Remoção de detalhes de uma imagem. Imagem original (à esquerda) e imagem desfocada (à direita). <i>(Retirado de [36])</i>	22

2.18	Comparação entre os resultados obtidos. (a) Sem a aplicação de filtros e (b) com a aplicação de filtros Gaussiano e Mediano nos termogramas adquiridos em termografia ativa. (<i>Adaptado de [18]</i>)	22
2.19	Seleção do valor de <i>threshold</i> ótimo num histograma de escala de cinzentos. (a) Bimodal, (b) Unimodal. (<i>Retirado de [41]</i>)	23
2.20	Dificuldade com o método de Otsu em pequenos defeitos. (a) Termograma original; (b) Imagem binária desejada; (c) Resultado do valor de <i>threshold</i> de Otsu; (d) Histograma e valores de <i>threshold</i> para ambos os algoritmos de Otsu e de <i>Valley-Emphasis</i> . (<i>Retirado de [41]</i>)	24
2.21	Exemplos de algumas formas comuns de elementos estruturantes. (a) Disco, (b) hexágono, (c) quadrado, (d) diamante e (e) segmento de linha. (<i>Adaptado de [42]</i>)	24
2.22	A abordagem morfológica ao processamento de imagens. (a) Imagem binária e as (b) suas estruturas verticais, (c) imagem de escala de cinzentos e as (d) suas estruturas verticais. (<i>Adaptado de [42]</i>)	25
2.23	Erosão ϵ de um conjunto X por um disco B. O componente mais reduzido desaparece, uma vez que o SE B não encaixa nesta parte do conjunto. (<i>Adaptado de [42]</i>)	25
2.24	Dilatação δ de um conjunto X por um disco B. Os componentes do conjunto ficam conectados uma vez que o SE atinge ambas as partes quando atravessa o canal que as separa. (<i>Adaptado de [42]</i>)	26
2.25	Do lado esquerdo, a imagem original a processar, dividida em blocos não sobrepostos de 75×75 pixels. Do lado direito, a classificação preliminar de blocos com pixels de fissuras relevantes. (<i>Adaptado de [43]</i>)	26
2.26	a) Bloco de imagem detetado como contendo uma fissura, (b) a sua segmentação, e (c) o resultado após a remoção de componentes curtos e isolados. (<i>Adaptado de [43]</i>)	27
2.27	Output do demo desenvolvido por Image Analyst. (<i>Adaptado de [44]</i>)	27
2.28	Output do exemplo disponibilizado pela MathWorks. (<i>Retirado de [46]</i>)	28
3.1	Câmara IRS336 da marca <i>Automation Technology</i> . (<i>Retirado de [49]</i>)	30
3.2	Sistema de aquisição de dados presente na bancada. Fonte de tensão de corrente direta ALF2902M da ELC e relé da FINDER (à esquerda) e módulo DAQmx da <i>National Instruments</i> (à direita).	30
3.3	Esquema representativo do aparato laboratorial utilizado.	31
3.4	Fotografia do aparato laboratorial utilizado durante a realização de um ensaio.	32
3.5	Provete com 3 delaminações. (a) Modelação geométrica e (b) provete fabricado. (<i>Retirado de [47]</i>)	32
3.6	Provete com 15 delaminações. (a) Modelação geométrica e (b) provete fabricado. (<i>Retirado de [47]</i>)	33
3.7	Secção transversal de cada provete, reforçado com (a) carbono, (b) kevlar e (c) vidro. (<i>Retirado de [48]</i>)	33

3.8	Representação das (a) dimensões dos provetes fabricados e (b) dos tipos de defeitos. (<i>Retirado de [48]</i>)	34
4.1	Fluxograma da arquitetura do sistema de reconhecimento de defeitos.	35
4.2	Configuração dos canais do sistema de aquisição de dados DAQmx.	37
4.3	Esquema representativo da influência do tempo de execução das operações do código no tempo de aquisição de vídeo. Os valores com um asterisco representam os parâmetros definidos pelo utilizador.	38
4.4	Fluxograma do pré-processamento de imagem.	38
4.5	Esquema representativo da influência das zonas da vizinhança da amostra incluídas na região de interesse. Imagem binária (à esquerda) proveniente do <i>frame</i> correspondente ao momento final do aquecimento da amostra (à direita).	39
4.6	Esquema representativo da correção da dimensão da região de interesse. Imagem binária (à esquerda) proveniente do <i>frame</i> correspondente ao momento final do aquecimento da amostra (à direita)	40
4.7	Representação do vídeo a cores devolvido pelo código. <i>Frames</i> captados (a) durante o aquecimento da amostra, (b) no instante de maior contraste da intensidade dos <i>pixeis</i> do defeito com a intensidade dos da sua vizinhança e (c) próximo do equilíbrio térmico entre a superfície da amostra e a sua vizinhança.	40
4.8	Fluxograma da fase de processamento de imagem.	41
4.9	Exemplo de histograma da imagem resultante do segundo filtro num dado <i>frame</i> . A linha das abcissas corresponde à intensidade dos <i>pixeis</i> da imagem e a linha das ordenadas à quantidade de <i>pixeis</i> com uma determinada intensidade.	42
4.10	Resultado da aplicação de cada filtro no <i>frame</i> correspondente ao instante de maior contraste da intensidade dos <i>pixeis</i> do defeito com a intensidade dos da sua vizinhança. Aplicação do (a) primeiro filtro, (b) segundo filtro e (c) terceiro filtro.	42
4.11	Imagem exemplificativa da primeira filtração dos <i>blobs</i> presentes num <i>frame</i> resultante do terceiro filtro. Os <i>blobs</i> sinalizados por uma cruz são considerados, pois apresentam uma área compreendida no intervalo especificado pelo código, e os sinalizados por um círculo não.	43
4.12	Representação da divisão da matriz da imagem em matrizes de reduzida dimensão em 3 <i>frames</i> distintos. É possível observar que a posição do defeito superior não é igual ao longo do tempo, mas mantém-se no mesmo índice.	44
4.13	Fluxograma do somatório da incidência dos <i>blobs</i> em cada divisão da imagem ao longo do tempo.	44
4.14	Exemplo do resultado da soma da incidência dos centróides correspondentes aos <i>blobs</i> detetados, onde se pode confirmar que o centróide assinalado a verde é um defeito. a) Visualização de centróides detetados num dado <i>frame</i> e b) resultado da soma da incidência de <i>blobs</i> ao longo do tempo na região evidenciada a vermelho.	46

4.15	Fluxograma do processo de filtração das anomalias detetadas no subcapítulo anterior.	46
4.16	Exemplo de janela devolvida no final do algoritmo que apresenta os dados obtidos num ensaio para análise do utilizador.	48
5.1	Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de carbono.	50
5.2	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos I e II do provete reforçado com fibra de carbono. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 37 segundos, c) 47 segundos e d) 90 segundos.	51
5.3	Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de vidro.	52
5.4	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos I e II do provete reforçado com fibra de vidro. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 39 segundos, c) 50 segundos e d) 90 segundos.	52
5.5	Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de kevlar.	53
5.6	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos I e II do provete reforçado com fibra de kevlar. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 38 segundos e c) 90 segundos.	53
5.7	Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de carbono.	54
5.8	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos II e III do provete reforçado com fibra de carbono. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 49 segundos, c) 55 segundos e d) 90 segundos.	54
5.9	Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de vidro.	55
5.10	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos II e III do provete reforçado com fibra de vidro. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 55 segundos e c) 90 segundos.	56
5.11	Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de kevlar.	56
5.12	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos II e III do provete reforçado com fibra de kevlar. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 53 segundos, c) 59 segundos e d) 90 segundos.	57
5.13	Resultado devolvido pelo código para o provete de 3 delaminações.	58
5.14	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos presentes no provete com 3 delaminações. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 45 segundos, c) 50 segundos e d) 90 segundos.	58
5.15	Representação de seis <i>frames</i> da imagem resultante da aplicação do terceiro filtro da etapa de processamento de imagem, onde é possível observar os <i>blobs</i> criados ao longo do ensaio com o provete de 3 delaminações.	59
5.16	Resultado devolvido pelo código para o provete de 15 delaminações.	60
5.17	Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos presentes no provete com 15 delaminações. <i>Frames</i> captados ao fim de a) 20 segundos, b) 45 segundos e c) 90 segundos.	60

5.18	Representação de seis <i>frames</i> da imagem resultante da aplicação do terceiro filtro da etapa de processamento de imagem, onde é possível observar os <i>blobs</i> criados ao longo do ensaio com o provete de 15 delaminações.	61
5.19	Termograma do ensaio de termografia realizado no provete com 3 delaminações onde se destacam os defeitos visíveis e o aquecimento não uniforme da amostra.	62
5.20	Termograma do ensaio de termografia realizado no provete com 3 delaminações onde se destaca uma zona da extremidade da amostra.	63
5.21	Termogramas onde se verifica uma instabilidade na diferença entre a intensidade dos <i>pixels</i> dos defeitos detetados e a intensidade média da sua vizinhança durante os primeiros 5 segundos do ensaio: a) <i>frame</i> 6, b) <i>frame</i> 15 e c) <i>frame</i> 35.	63

Índice de Tabelas

2.1	Alguns métodos de END de acordo com a necessidade de estabelecer contacto com a peça a inspecionar. (<i>Adaptado de [19]</i>)	9
2.2	Tipos de classes numéricas no MATLAB. (<i>Adaptado de [36]</i>)	18
3.1	Algumas das especificações técnicas da câmara termográfica utilizada. (<i>Adaptado de [49]</i>)	30
5.1	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II do provete reforçado com fibra de carbono.	51
5.2	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II do provete reforçado com fibra de vidro.	52
5.3	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II do provete reforçado com fibra de kevlar.	53
5.4	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo III do provete reforçado com fibra de carbono.	55
5.5	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo III do provete reforçado com fibra de vidro.	56
5.6	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo III do provete reforçado com fibra de kevlar.	57
5.7	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do provete com 3 delaminações.	59
5.8	Resumo dos valores obtidos para os defeitos do provete com 15 delaminações.	61
5.9	Resumo dos valores obtidos para o instante de contraste máximo entre a intensidade do pixel dos defeitos detetados com a sua vizinhança para os defeitos de tipo I e de tipo II.	64
5.10	Resumo dos valores obtidos para o instante de contraste máximo entre a intensidade do pixel dos defeitos detetados com a sua vizinhança para os defeitos de tipo II e de tipo III.	65

Introdução

1.1 Motivação

A humanidade tem assistido a um constante desenvolvimento do mundo moderno, tornando-se imperativo conseguir acompanhar o mesmo, garantindo a presença de uma evolução tecnológica rigorosa e segura. É neste contexto que surge a necessidade do desenvolvimento de materiais inovadores e de uma inspeção cuidada da sua qualidade, onde se inserem materiais compósitos e Ensaios Não Destrutivos (END), respetivamente.

Foi durante o século XX que os materiais compósitos surgiram, tendo-se destacado na economia e no quotidiano da humanidade em diversos ramos, com um notável ritmo de desenvolvimento desde a sua conceção. Dado ao desempenho superior dos materiais compósitos, estes têm vindo a substituir os materiais tradicionais em variadas aplicações.

Os materiais compósitos definem-se como um sistema multifásico, formado por um material ligante (ou matriz) e por um material de reforço. A matriz apresenta-se como uma fase contínua podendo este material ligante ser metálico, inorgânico não-metálico ou polimérico. Já o material de reforço corresponde a uma fase dispersa, tipicamente composto por materiais fibrosos, como fibra de vidro ou fibra orgânica. Devido a estas características, os materiais compósitos são dotados de propriedades inovadoras, como uma reduzida densidade, uma elevada resistência e uma elevada tolerância ao dano [2].

A eventual presença de defeitos aquando do fabrico destes materiais é um fator preocupante, uma vez que terá um impacto potencialmente negativo no seu desempenho, podendo chegar a comprometer a segurança de pessoas. Assim, a deteção e caracterização destas discontinuidades é uma tarefa de elevada importância [3]. Surge, assim, uma opção atrativa e útil para o efeito, através da realização de Ensaios Não Destrutivos. Os END são capazes de inspecionar qualquer componente sem o danificar, podendo ser realizados através de técnicas térmicas, acústicas, óticas, elétricas, magnéticas, entre outros [4, 5]. Ensaios de termografia são um exemplo de um END bastante utilizado na atualidade, devido à sua natureza prática.

Uma vez que os métodos convencionais de deteção de defeitos podem tornar-se relativamente demorados e sujeitos a erro, os sistemas de inspeção visual automáticos tornam-se apostas naturalmente comuns na indústria [6]. As aplicações deste tipo de sistemas são amplas,

sendo também utilizadas em END. As técnicas de processamento de imagem desempenham também um papel crucial na inspeção visual automática [7].

É neste contexto que surge a presente dissertação, que se foca na elaboração de um sistema de reconhecimento automático de defeitos em materiais compósitos de matriz polimérica como ferramenta complementar a END através de técnicas de termografia.

1.2 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho consiste no desenvolvimento de um sistema de visão que permita a deteção automática de defeitos presentes no interior de materiais compósitos de matriz polimérica.

Para este efeito, prevê-se a realização de ensaios experimentais através do sistema desenvolvido que comprovem a sua eficácia.

1.3 Estrutura

A presente dissertação encontra-se estruturada em seis capítulos, cada um deles com os seus subcapítulos.

No Capítulo 1, começa-se por realizar uma descrição da motivação, objetivos e estrutura do trabalho proposto para a presente dissertação.

De seguida, no Capítulo 2, é feita uma revisão bibliográfica de alguns conceitos essenciais para o desenvolvimento da dissertação associada ao presente trabalho, nomeadamente sobre materiais compósitos, transferência de calor, Ensaios Não Destrutivos e processamento de imagem.

Ao longo do Capítulo 3, serão mencionados os equipamentos e procedimentos laboratoriais utilizados durante a realização dos ensaios experimentais necessários para o desenvolvimento do sistema de reconhecimento de defeitos proposto. São também apresentados os provetes utilizados nos ensaios realizados.

No Capítulo 4 é feita uma exposição detalhada das técnicas de processamento de imagem utilizadas no sistema desenvolvido, desde a automatização do ensaio de termografia à apresentação dos resultados obtidos devolvidos pelo algoritmo.

Os resultados obtidos para os ensaios realizados com o sistema desenvolvido serão apresentados no Capítulo 5 e analisados em detalhe, com o objetivo de compreender a sua validade física.

Finalmente, no Capítulo 6, serão apresentadas as conclusões do trabalho elaborado, com especial foco nos objetivos que foram atingidos e nos aspetos que beneficiariam de melhorias futuras.

Revisão Bibliográfica

2.1 Materiais Compósitos

Todos os materiais apresentam um papel fundamental no desenvolvimento da ciência e tecnologia no mundo moderno, pelo que apostar no estudo e inovação dos mesmos é imprescindível. Os plásticos de alto desempenho e os compósitos surgiram no século XX, e têm-se destacado na economia e no cotidiano das pessoas em diversos ramos, com um notável ritmo de desenvolvimento desde a sua concepção. Dado às vantagens apresentadas pelos materiais compósitos, estes têm vindo a substituir os materiais tradicionais em variadas aplicações, como nas áreas da aeronáutica, construção civil, eletrónica, entre muitas outras.

Os materiais compósitos definem-se como um sistema multifásico que combina dois ou mais materiais com diferentes propriedades, mantendo as características de cada componente e resultando em novas propriedades que nenhum dos materiais apresentava originalmente. Os materiais compósitos são formados por um material ligante (ou matriz) e por um material de reforço. O material da matriz de compósitos apresenta-se como uma fase contínua e pode ser cerâmico, metálico ou polimérico. Já o material de reforço é uma fase dispersa, tipicamente composto por materiais fibrosos como fibra de vidro ou fibra orgânica. As propriedades de estruturas compósitas dependem da natureza da fibra de reforço do material, da matriz escolhida, das características da interface entre ambas as fases, e do processo de manufatura utilizado para produzir o componente desejado. [8, 9].

2.1.1 Materiais Compósitos de Matriz Polimérica

Compósitos de matriz polimérica caracterizam-se pela sua matriz de material polimérico, que pode ser de dois tipos: termoplástico ou termoendurecido. Esta matriz é também reforçada por fibras que são mais resistentes e rígidas que a própria matriz. Compósitos de matriz polimérica são especialmente interessantes devido à sua natureza mais leve, resistente e rígida relativamente a polímeros não reforçados ou metais convencionais, para além de também permitirem a liberdade de produção de componentes com propriedades adequadas à sua aplicação.

Algumas das fibras de reforço mais utilizadas neste tipo de compósitos são de vidro, carbono e kevlar. As fibras de vidro podem ser encontradas em diversas aplicações, como em barcos ou até em tecidos resistentes ao fogo. Para além disto, estas fibras também têm revolucionado a indústria da comunicação durante a última década. As fibras de carbono também se têm apresentado como uma das fibras de reforço mais relevantes para aplicações militares ou aeronáuticas, uma vez que garantem resistência e rigidez ao material a que se destina. Os principais fatores que influenciam as propriedades físicas deste tipo de fibras são a sua quantidade de carbono, a orientação dos planos depositados de carbono, e o seu grau de cristalização [9].

2.1.2 Manufatura Aditiva

O processamento de compósitos é um método que permite a junção de dois materiais distintos. Existem dois métodos na tecnologia de preparação de compósitos poliméricos: o método de uma etapa e o método de duas etapas. O método de uma etapa fundamenta-se em misturar e impregnar diretamente a fibra e a resina, enquanto se cura e molda para obter os compósitos. O método de duas etapas consiste em primeiro misturar e molhar a fibra e resina para formar um produto intermédio de onde se poderá obter o produto compósito final [2].

Com filamentos provenientes destes métodos e com o objetivo de produzir peças com elevada complexidade, surge o método de manufatura de produtos compósitos, designado por *Fused Deposition Modeling* (FDM). A impressão 3D de compósitos permite garantir uma excelente combinação de flexibilidade do processo de fabricação e de obter produtos com um elevado desempenho. Na Figura 2.1 está esquematizado um típico sistema FDM.

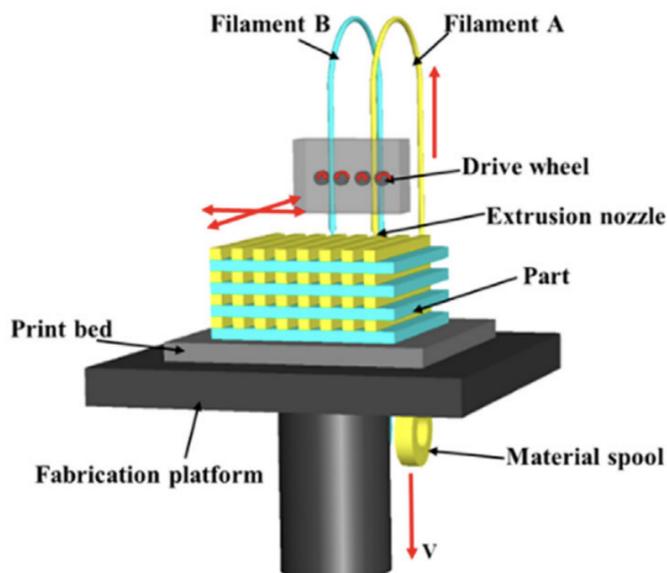


Figura 2.1: Representação esquemática de um sistema FDM. Adaptado de [10]

Impressoras FDM funcionam por extrusão controlada de filamentos termoplásticos. Os filamentos fundem até um estado semilíquido no bocal e são extrudados camada após camada sobre a plataforma de construção, onde as camadas são fundidas em conjunto e de seguida

solidificadas. A qualidade das peças impressas pode ser controlada alterando os parâmetros de impressão, tais como a espessura da camada, a orientação de impressão, a largura da deposição, o ângulo de varrimento, e a altura entre o bocal e a plataforma.

Uma das vantagens da impressão FDM é a possibilidade de depositar diversos materiais simultaneamente através de vários bocais. Alguns materiais tipicamente utilizados neste tipo de tecnologia são os polímeros ácido polilático (PLA) e polímeros acrilonitrila butadieno estireno (ABS), podendo também ser utilizadas fibras de carbono e fibras de vidro [11–13]. Para além disto, este método apresenta-se como um processo simples e rápido, estando também associado a custos reduzidos.

Uma desvantagem da impressão FDM é a utilização dos materiais em forma de filamento para permitir o processo de extrusão. É também um desafio conseguir dispersar homogeneamente os reforços e remover os vazios formados durante a manufatura dos filamentos do compósito [10].

2.1.3 Defeitos em Materiais Compósitos

A ocorrência de falhas em materiais compósitos resulta da existência de defeitos que são inerentemente introduzidos no corpo durante a sua manufatura, quer devido a reações que ocorram no interior da resina do compósito, quer devido a fatores mecânicos, humanos ou ambientais. Alguns dos defeitos comuns associados ao processo FDM podem ser vazios ao longo do compósito, falta de adesão entre o material de matriz e o material de reforço, inclusões de materiais sólidos estranhos no compósito, entre outros. Para além destes, também se destacam porosidades, desalinhamento de fibras e rugosidade excessiva da superfície [3].

De modo a garantir um longo tempo de vida útil de um produto, será necessário evitar o surgimento deste tipo de defeitos no material para que estes não sofram danos que comprometam as funcionalidades da peça. Para tal, será imprescindível que se efetuem inspeções ao material, possibilitando a deteção de eventuais defeitos, para que se consigam também estudar maneiras de minimizar a ocorrência dos defeitos encontrados e melhorar o desempenho do produto. É, portanto, essencial que a deteção de defeitos nas peças seja realizada para evitar todos estes fatores e se possa garantir uma melhor qualidade de produção [14].

2.2 Transferência de Calor

O calor é definido como a forma de energia que é transferida entre dois sistemas devido a diferenças de temperatura. Quão maior for a diferença de temperaturas entre os sistemas, maior será a taxa de transferência de calor.

O calor pode ser transferido através de três mecanismos: condução, convecção e radiação [15]. Estes mecanismos podem verificar-se em simultâneo.

2.2.1 Condução

A condução pode ser vista como a transferência de energia das partículas mais energéticas para as menos energéticas de uma substância devido a interações entre as mesmas.

Temperaturas mais altas estão associadas a energias moleculares mais elevadas. Quando moléculas vizinhas colidem, ocorre uma transferência de energia das moléculas mais energéticas para as menos energéticas. Na presença de um gradiente de temperatura, a transferência de energia por condução deve então ocorrer na direção de diminuição da temperatura. Este fenómeno pode ocorrer em gases, líquidos e sólidos.

Os processos de transferência de calor podem ser quantificados de acordo com a quantidade de energia transferida por unidade de tempo, ou seja, através da respetiva taxa de transferência. A equação para a taxa de calor conduzido é conhecida como a Lei de Fourier

$$q_x'' = -k \cdot \frac{dT}{dx} \quad (2.1)$$

o fluxo de calor q_x'' (W/m^2) é a taxa de calor transferido na direção x por unidade de área perpendicular à direção da transferência do calor e é proporcional ao gradiente de temperatura, dT/dx . A constante k representa a condutividade térmica ($W/(m \cdot K)$), que é uma característica do material pelo qual o calor se propaga. O sinal negativo na lei de Fourier representa a direção da transferência do calor, ou seja, da temperatura mais elevada para a mais reduzida [16].

2.2.2 Convecção

A convecção ocorre entre um fluido em movimento e uma superfície delimitadora quando ambos apresentam temperaturas distintas. A transferência de calor por convecção pode ser classificada de acordo com a natureza do fluxo do fluido: convecção forçada quando o fluxo é causado por forças externas, e convecção natural quando o fluxo está sujeito a forças de impulsão resultantes de diferenças de densidade que surgem com variações na temperatura no fluido. Independentemente da natureza do mecanismo de convecção, a equação da sua taxa de transferência é dada por

$$q'' = h \cdot (T_s - T_\infty) \quad (2.2)$$

onde q'' , o fluxo de calor do mecanismo de convecção (W/m^2), é proporcional à diferença entre as temperaturas da superfície (T_s) e do fluido (T_∞), e o parâmetro h ($W/m^2 \cdot K$) denomina-se de coeficiente de transferência de calor por convecção. A constante h está dependente das condições de fronteira na camada limite, que são por sua vez influenciadas pela geometria da superfície do corpo, pelo regime do fluido, entre outros fatores [16].

2.2.3 Radiação

A radiação térmica corresponde à energia emitida por qualquer corpo a uma temperatura acima do zero absoluto. Esta emissão verifica-se em superfícies sólidas, mas também em líquidos e gases. Independentemente da natureza do corpo, a energia emitida dá-se devido a

mudanças nas configurações dos elétrons dos átomos ou moléculas constituintes do corpo. Esta energia do campo de radiação é transportada através de ondas eletromagnéticas (ou fótons). Enquanto a transferência de calor por condução ou convecção necessitam de um meio material para garantir a sua propagação, a radiação não necessita de qualquer meio para o efeito. Aliás, a transferência de calor através de radiação torna-se mais eficiente no vácuo [16].

As ondas eletromagnéticas propagam-se à velocidade da luz no vácuo ($c = 2,9979 \cdot 10^8 \text{ m/s}$); afinal, a própria luz trata-se de uma onda eletromagnética com valores dentro da gama visível do espectro da radiação eletromagnética.

Qualquer propriedade utilizada para cálculos de transferência radiativa deve ser de natureza espectral e especificada de acordo com um dado comprimento de onda, λ , ou frequência, ν . Estes valores são também dependentes da velocidade da onda, através de

$$c = \lambda \cdot \nu \quad (2.3)$$

enquanto a energia da onda será dada por

$$E = h \cdot \nu = hc/\lambda \quad (2.4)$$

onde $h = 6,626 \cdot 10^{-34} \text{ J} \cdot \text{s}$ corresponde à constante de Planck.

As unidades do comprimento de onda costumam ser apresentadas em micrómetros (μm) ou em nanómetros (nm), onde $1 \mu\text{m}$ corresponde a 10^{-6} m e 1 nm a 10^{-9} m .

O espectro eletromagnético apresenta-se na Figura 2.2. É possível observar-se que os comprimentos de onda das ondas de rádio e de televisão podem apresentar valores até aos milhares de metros. Já do outro lado do espectro, o comprimento de onda dos raios cósmicos podem atingir valores muito mais reduzidos, na ordem de grandeza dos 10^{-14} m . Dentro desta vasta gama de valores, o comprimento de onda da luz visível está limitado entre os 400 nm e os 740 nm, e a radiação térmica apresenta um comprimento de onda compreendido entre os 100 nm e os 100 μm [17].

A radiação emitida pela superfície de um corpo está relacionada com a energia térmica da mesma, e a taxa de energia emitida por unidade de área (W/m^2) pode ser traduzida através da lei de Stefan-Boltzmann

$$E = \sigma T_s^4 \quad (2.5)$$

sendo que T_s corresponde à temperatura absoluta (K) da superfície do corpo e σ à constante de Stefan-Boltzmann ($\sigma = 5,67 \cdot 10^{-8} \text{ W/m}^2 \cdot \text{K}^4$).

Uma superfície que respeite esta lei corresponderia a um corpo negro, no entanto, o fluxo de calor emitido por uma superfície real é inferior ao de um corpo negro à mesma temperatura, e seria dado por

$$E = \varepsilon \sigma T_s^4 \quad (2.6)$$

onde ε representa a emissividade da superfície do corpo. Esta propriedade apresenta valores entre 0 e 1 e quantifica a energia emitida de uma superfície relativamente a um corpo negro à

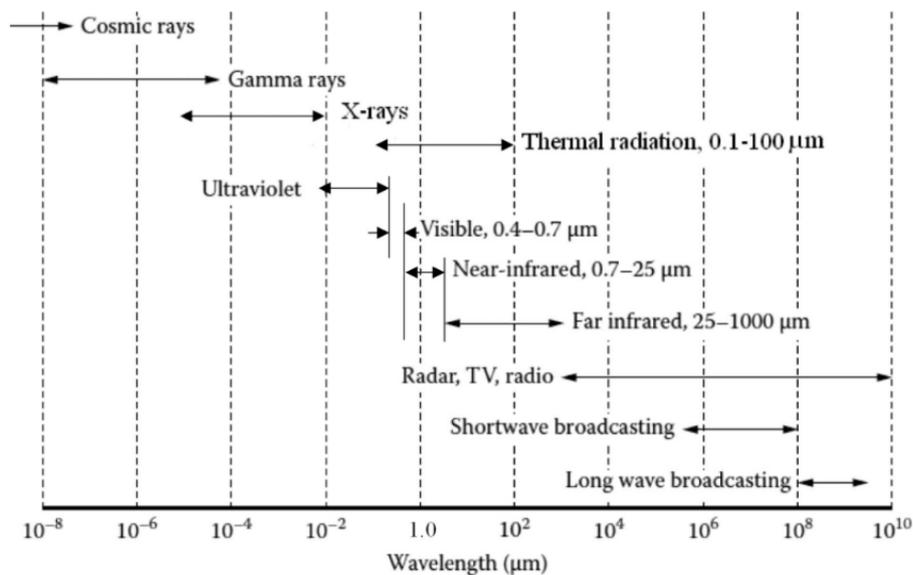


Figura 2.2: Espectro da radiação eletromagnética. Adaptado de [17]

mesma temperatura. O valor desta constante depende fortemente da natureza do material da superfície do corpo e do seu acabamento.

A radiação também pode incidir numa superfície e ser proveniente da sua vizinhança. A origem da radiação pode tratar-se do sol, ou de outras superfícies às quais a superfície de interesse está exposta. Independentemente da fonte, a taxa em que toda essa radiação é incidente numa unidade de área da superfície é conhecida como irradiação, G .

A irradiação pode ser parcialmente (ou totalmente) absorvida pela superfície, aumentando a energia térmica do corpo. A taxa de absorção desta energia radiante por unidade de área de superfície pode ser quantificada através da absorvidade (α) do material da superfície. Isto é

$$G_{\text{abs}} = \alpha G \quad (2.7)$$

onde $0 \leq \alpha \leq 1$. Se $\alpha < 1$ e a superfície for opaca, partes da irradiação são refletidas. Se a superfície for semitransparente, parte da irradiação também podem ser transmitidas. No entanto, enquanto a radiação absorvida e emitida aumenta e diminui, respetivamente, a energia térmica do corpo, a radiação refletida e transmitida não tem efeito sobre essa energia. Importa ainda referir que o valor de α depende da natureza da irradiação, bem como da própria superfície. Por exemplo, a absorvidade de uma superfície exposta a radiação solar pode ser diferente da sua absorvidade exposta a radiação emitida pelas paredes de um forno [16].

2.3 Ensaios Não Destrutivos

Os END permitem identificar e caracterizar potenciais discontinuidades presentes num componente, sem o danificar ou comprometer as suas propriedades e o seu funcionamento. Estes ensaios são também importantes para acompanhar o desempenho do produto ao longo da

sua vida, garantindo uma correta manutenção do componente sem interromper o seu funcionamento [18]. Estes ensaios podem ou não estar em contacto com a superfície da peça a ser inspecionada, de acordo com a Tabela 2.1.

Tabela 2.1: Alguns métodos de END de acordo com a necessidade de estabelecer contacto com a peça a inspecionar. (*Adaptado de [19]*)

END que estabelecem contacto	END que não estabelecem contacto
Ultrassons	Radiografia
Correntes induzidas	Termografia
Partículas magnéticas	Holografia
Eletromagnético	Inspeção visual
Líquidos penetrantes	Interferometria

Apesar de todos os tipos de END servirem um propósito semelhante, cada um apresenta as suas vantagens e desvantagens dependendo das suas diferentes características. Ensaios através de ultrassons podem detetar discontinuidades na superfície ou na profundidade do material, mas pode não ser a opção mais adequada para todo o tipo de inspeções [13]. Assim, estes ensaios podem ou não ser aplicados em simultâneo, de acordo com o tipo de defeitos que se pretende detetar e com o rigor de inspeção necessário, permitindo a confirmação ou complementaridade de resultados.

2.3.1 Inspeção Visual

A inspeção visual de um componente apresenta-se como o tipo de END mais simples, que garante uma considerável poupança de tempo e de custos associados à deteção de defeitos nas peças, apesar de apresentar várias limitações [19]. Devido à sua simplicidade, este tipo de inspeção está associado a uma maior probabilidade de erros de deteção de defeitos. Apesar de não ser possível eliminar estes erros completamente, estes podem ser reduzidos através de determinadas técnicas, como, por exemplo, da formação dos operadores [20].

Nos dias de hoje é também possível recorrer a técnicas automáticas que auxiliem a inspeção visual e combatam as limitações humanas, munindo os operadores com técnicas de inspeção visual assistida. As técnicas que se enquadram nesta categoria incluem examinação de vídeo assistida por computador, que pode contar com uma variedade de condições luminosas, e técnicas especializadas como a determinação da posição de um defeito em três dimensões [21].

2.3.2 Inspeção por Ultrassons

Os métodos associados à tecnologia de ultrassons (US) são bastante utilizados atualmente em diversas áreas, nomeadamente na indústria nuclear, automóvel e aeroespacial, sendo inentemente aplicados a materiais compósitos, nos quais apresentam elevada sensibilidade à

deteção e caracterização de defeitos usualmente encontrados nestes materiais. Através destes é possível determinar a profundidade, área superficial e geometria dos defeitos presentes no material a inspecionar [22].

A inspeção de uma peça através de tecnologias de ultrassons baseia-se na transmissão de ondas ultrassônicas, com valores de frequência acima de 20 kHz (usualmente entre 1 MHz a 15 MHz), no material da peça a inspecionar. Conhecendo os parâmetros do processo, estas ondas são refletidas pelas descontinuidades do material devido à diferença de meios, sendo assim possível detetar defeitos como fissuras, porosidades e inclusões.

As ondas sonoras são normalmente geradas através da vibração de um elemento piezo-elétrico no interior de uma sonda, colocada entre uma camada amortecedora e uma placa superficial, que quando excitado por uma tensão elétrica alternada, contrai e dilata, segundo os princípios da piezoelectricidade. Estas deformações, com uma frequência igual à tensão elétrica, criam as ondas sonoras que se irão propagar na peça. Após serem refletidos pelas descontinuidades da peça, os sinais são recebidos pela sonda, amplificados e apresentados no display dos equipamentos em função do tempo. Um volume de material é inspecionado, repetindo este processo para várias posições da sonda.

Devido ao facto de as ondas sonoras não se propagarem no vácuo, existe a necessidade de estabelecer um meio de contacto entre a sonda e o material para tornar o processo mais eficaz, uma vez que quanto maior for a diferença de velocidades nos meios, maiores serão as perdas por reflexão. As duas alternativas mais comuns, apresentadas na Figura 2.3, consistem na imersão da peça num banho de água, que permitirá a transmissão das ondas ultrassônicas da sonda para o material (*immersion testing*), ou na utilização de um líquido acoplante entre o calço da sonda e a peça, que servirá o mesmo propósito (*contact testing*) [23].

Relativamente à visualização de resultados, para além da função de tempo referida acima, denominada de *A-scan*, onde é possível visualizar o impulso inicial e os seus ecos referentes aos defeitos no material (amplitude da tensão em função do tempo), pode-se ainda obter outras duas representações denominadas de *B-scan* e *C-scan*.

O *B-scan* é obtido através da sobreposição de diversos *A-scans* e apresenta um mapeamento 2D da secção transversal da peça, no qual é possível visualizar os defeitos em termos da sua distância à superfície do material em estudo. Os resultados apresentam-se em amplitude de tensão em função da profundidade da amostra.

O *C-scan* é obtido através de informação presente nos *B-scans* e exhibe uma vista planificada dos defeitos, sendo que aqueles que estão mais próximos da superfície da peça se sobrepõem aos demais, devido à maior amplitude de sinal recebida. Os resultados apresentam-se como a amplitude da tensão em função da sua posição na peça [3, 22]. A diferença entre estes três tipos de resultados está esquematizada na Figura 2.4.

2.3.3 Inspeção por Tera-Hertz

A tecnologia THz tornou-se numa das mais promissoras nos processos de END, apesar dos desafios sentidos durante vários anos na produção de fontes e detetores eficientes. No entanto,

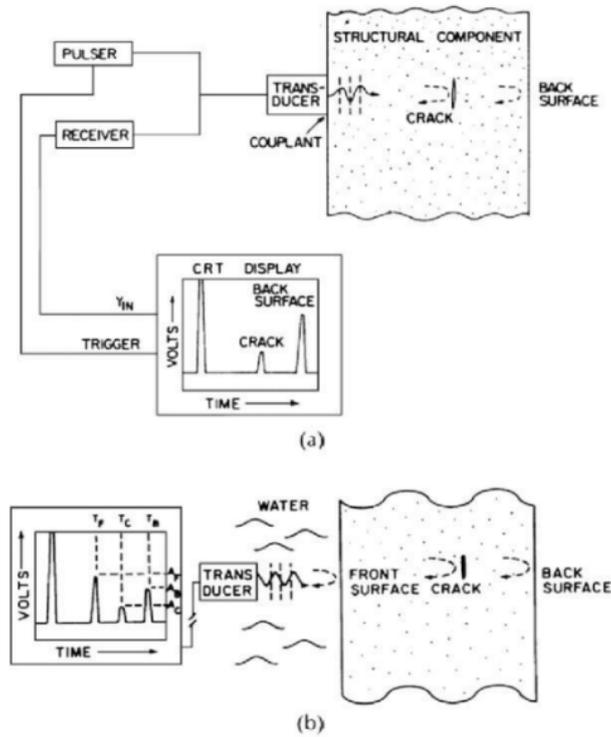


Figura 2.3: Representação esquemática da inspeção através da tecnologia de ultrassons. (a) *contact* e (b) *immersion testing*. (Retirado de [23])

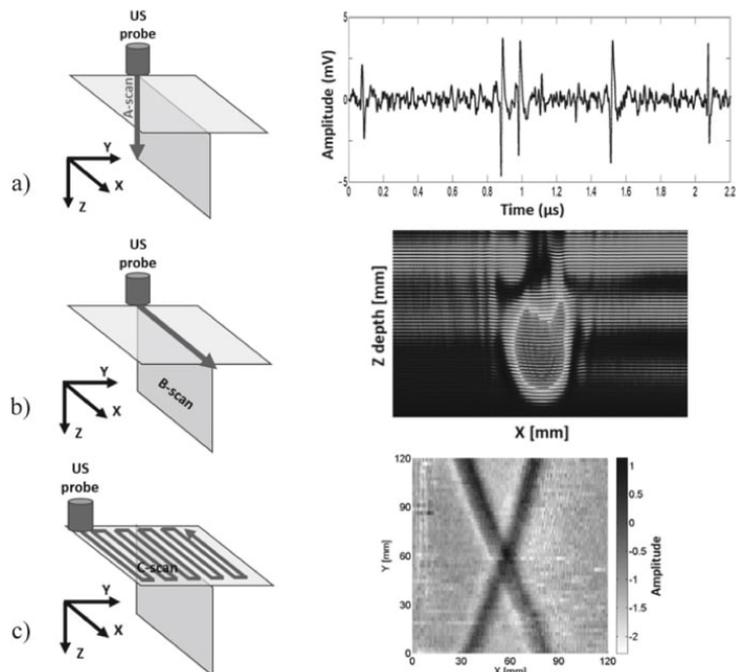


Figura 2.4: Diferentes modos de visualização dos resultados através de ultrassons. a) Esquema do *A-scan* exibido como a amplitude do sinal de ultrassons em função do tempo no sentido Z; b) Esquema do *B-scan* gerado pelo conjunto de *A-scans* no sentido X; c) Esquema do *C-scan* gerado pela exibição da amplitude a uma determinada profundidade de *A-scans*, empilhadas nos sentidos X e Y. (Retirado de [3])

com o desenvolvimento de componentes ultra-rápidos na fotônica e eletrônica, a tecnologia THz tem-se desenvolvido drasticamente nos últimos anos.

Os ensaios de TeraHertz podem ser classificados em THz *Time Domain Spectroscopy* (THz TDS, sistemas pulsados), e *Continuous Wave* (CW, sistemas de onda contínua).

Na abordagem pulsada, é medida a evolução ao longo do tempo do campo elétrico de um único pulso da radiação THz. Estes sistemas implementam a geração de ondas THz próximas do espectro IV em películas semicondutoras, através da excitação ótica de uma antena fotocondutiva, utilizando um laser que emite radiação no regime do femtosegundo (correspondente a 10^{-15} segundos). Uma das principais desvantagens deste tipo de sistemas é o elevado tempo de aquisição, devido aos valores reduzidos de potência de radiação THz emitida.

Lentes hemisféricas junto do gerador e recetor são utilizadas para controlar o foco das ondas THz. Uma vez que as ondas pulsadas THz induzidas pelo *laser* são demasiado rápidas para medir diretamente, uma linha de *delay* é implementada para registar o espectro THz *time-domain*, e, de seguida, o espectro *frequency-domain* é transformado pelo processo *Fast Fourier Transformation* [24, 25].

Na Figura 2.5 pode-se observar uma configuração comum de um sistema de THz TDS.

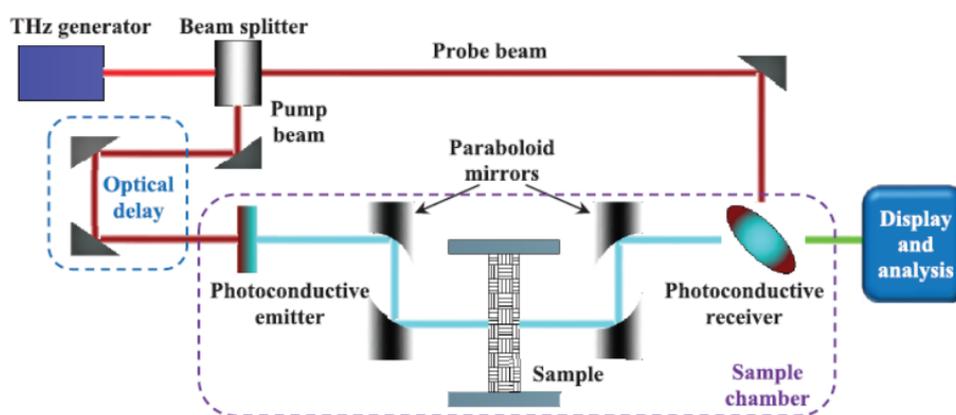


Figura 2.5: Esquema de um ensaio realizado através de THz *Time Domain Spectroscopy*. (Retirado de [26])

Já os sistemas de onda contínua, THz CW, recolhem informações relativas ao material inspecionado através da medição da amplitude do sinal da onda transmitida, influenciada pela atenuação sentida pelas ondas THz ao atravessarem a amostra. Este tipo de ensaios está associado a valores de potência superiores aos de THz TDS, na ordem dos mW, permitindo obter resultados com um tempo de aquisição relativamente inferior [25]. Apresenta-se uma configuração comum deste tipo de sistemas na Figura 2.6.

2.3.4 Inspeção por Termografia

Os processos provenientes da tecnologia de termografia são bastante utilizados nos dias de hoje, demonstrando-se como um END prático na análise de uma vasta gama de materiais, incluindo os compósitos.

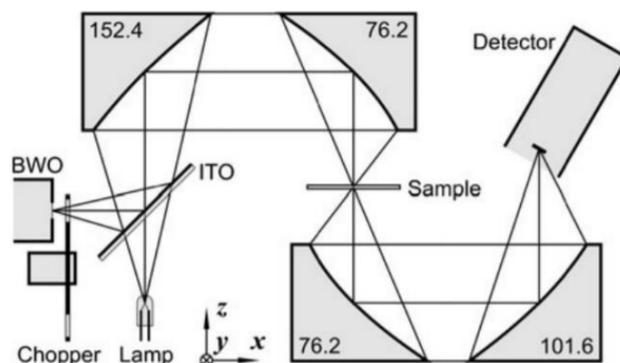


Figura 2.6: Esquema de um ensaio realizado através de *THz Continuous Wave*. (Retirado de [26])

A inspeção de um material através de tecnologias de termografia consiste na medição e interpretação do campo de temperatura sentido no componente em análise. Para esse efeito, é utilizada uma câmara termográfica, que se trata de um dispositivo de deteção que capta diferentes níveis de radiação da face da amostra, gerando uma imagem com a distribuição da radiação na gama dos infravermelhos ao longo da sua superfície. Esta imagem designa-se de termograma.

É importante referir que a gama dos infravermelhos costuma ser categorizada de acordo com o seu comprimento de onda: *Near Infrared* (NIR), compreendido entre os $0,76\ \mu\text{m}$ e $1\ \mu\text{m}$; *Short Wavelength Infrared* (SWIR), entre os $1\ \mu\text{m}$ e $3\ \mu\text{m}$; *Medium Wavelength Infrared* (MWIR), entre $3\ \mu\text{m}$ e $8\ \mu\text{m}$; *Long Wavelength Infrared* (LWIR), entre $8\ \mu\text{m}$ e $15\ \mu\text{m}$; e *Far Infrared* (FIR), entre os $15\ \mu\text{m}$ e $1000\ \mu\text{m}$ [27]. Esta divisão é importante de considerar na escolha da câmara termográfica a utilizar, uma vez que estas também são classificadas de acordo com as gamas do espectro eletromagnético que são capazes de detetar.

As discontinuidades existentes no interior do corpo em análise geram diferentes valores na condutividade térmica no material, afetando o fluxo de calor onde estas se encontrem. Isto indica que estas diferentes características dentro do material irão resultar em taxas de arrefecimento ou de aquecimento localmente distintas. Este fenómeno possibilita a deteção de diferentes contrastes térmicos ao longo da superfície do componente, através do termograma resultante, viabilizando a deteção de potenciais defeitos.

A termografia pode ser utilizada através de duas abordagens; passiva e ativa. Com a abordagem passiva, a termografia é utilizada para inspecionar materiais que estão a temperaturas diferentes da temperatura ambiente (frequentemente mais altas). As aplicações mais regulares da abordagem passiva em END são para edifícios e infraestruturas, manutenção, componentes e processos, ou medicina. Regra geral, a termografia passiva é utilizada para avaliação qualitativa, dado que o principal objetivo é a deteção de irregularidades no funcionamento do objeto em análise [28]. Já a abordagem ativa traduz-se no fornecimento de energia adicional ao objeto a inspecionar, de modo a estabelecer o fluxo de calor necessário à geração de contrastes de temperatura na peça. A resposta dinâmica da onda térmica gerada ao longo da superfície é detetada através de uma câmara termográfica, que grava a evolução da temperatura ao longo

do tempo. Esta metodologia encontra-se esquematizada na Figura 2.7. A imagem da sequência térmica obtida através da câmara pode ser posteriormente processada de modo a evidenciar melhor os resultados adquiridos.

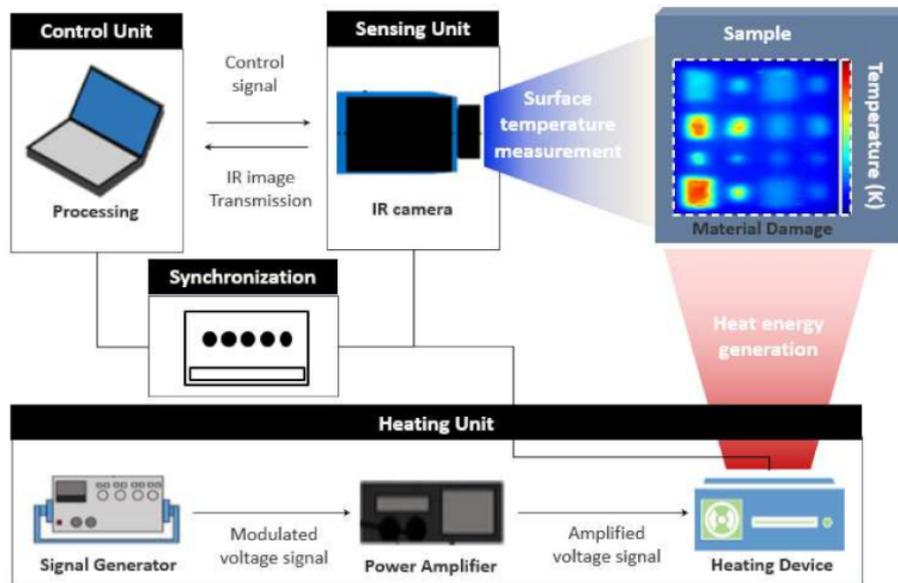


Figura 2.7: Esquema de um END realizado recorrendo a termografia ativa. (Retirado de [29])

No que toca à termografia ativa, existem diversas técnicas de excitação térmica da peça, sendo que cada uma apresenta as suas vantagens e limitações, que tornam cada uma delas mais adequada à análise de certo tipo de defeitos ou materiais [30]. Estas fontes de excitação térmica têm em conta o seu modo de excitação, a modulação do tempo, e a modulação espacial, como se pode observar no esquema da Figura 2.8.

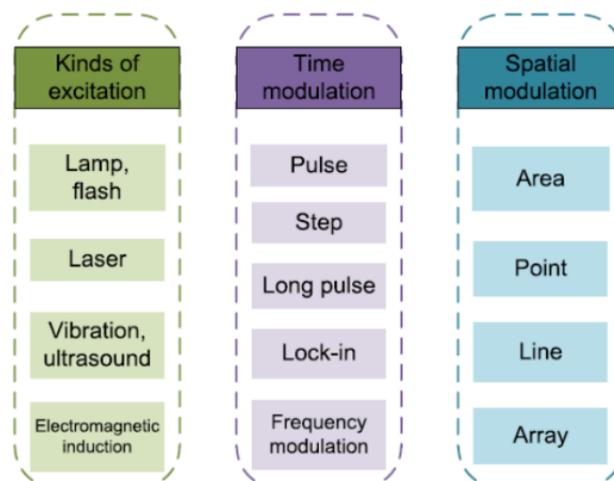


Figura 2.8: Fontes de excitação térmica utilizadas em termografia ativa. (Retirado de [27])

Cada processo de aquecimento estará associado a diferentes métodos de pós-processamento de imagem, uma vez que cada método apresenta diferentes aspetos de interesse na inspeção térmica da amostra a analisar. A *step thermography*, por exemplo, valoriza os dados relativos

ao aquecimento da amostra, enquanto o *pulse thermography* e o *long-pulse thermography* apresentam dados mais relevantes na fase de arrefecimento do material [27, 31].

O princípio da *pulse thermography*, por exemplo, reside na estimulação da superfície por um sinal de calor que penetra uniformemente no material. Quando o calor atingir uma área com defeito, o valor da condutividade térmica nessa região é alterado, provocando um aumento de temperatura na superfície na zona da anomalia. Já a técnica de *lock-in thermography* baseia-se na criação de uma onda térmica na superfície da amostra e na análise da sua penetração no material. Se a onda térmica gerada atingir um defeito à medida que vai sendo penetrada na amostra, esta onda é parcialmente refletida. A porção refletida interfere com a onda que penetra a superfície, provocando um padrão de interferência na temperatura local da superfície e, por conseguinte, na radiação emitida pela superfície [32].

Podem ainda ser considerados dois modos de observação possíveis na termografia ativa, o de reflexão e o de transmissão. No primeiro modo, a fonte de excitação e a câmara termográfica encontram-se no mesmo lado da amostra, o que se apresenta como uma vantagem por ser apenas necessário ter acesso a um dos lados do material. Já no modo de transmissão, a câmara termográfica e a fonte de excitação encontram-se em lados opostos do componente, limitando a inspeção de certas peças [3].

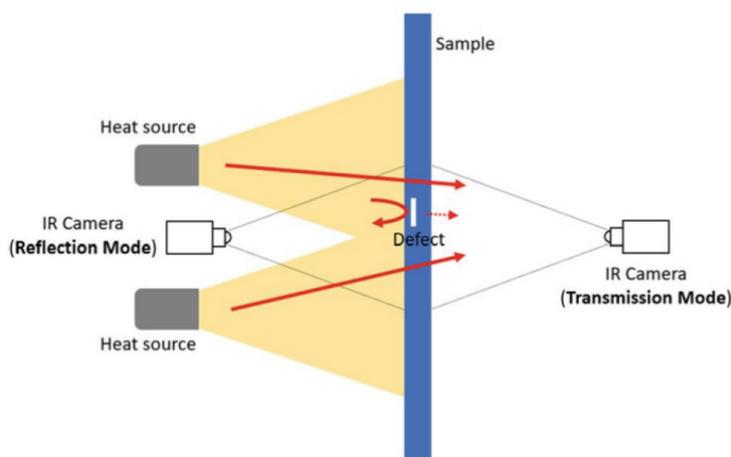


Figura 2.9: Modo de reflexão e modo de transmissão. (Retirado de [3])

Uma vantagem da termografia face aos restantes END é o facto de ser possível inspecionar grandes áreas rapidamente, o que se traduz em poupanças consideráveis de tempo, pessoas, trabalho e equipamento. Para além disto, o dispositivo termográfico é isento de riscos para a saúde do utilizador, pois apenas regista a radiação infravermelha emitida pela superfície do material a ser inspecionado. A termografia é também um END de inspeção de área, não se limitando a ensaios pontuais ou de linha como noutros ensaios.

O principal ponto fraco da termografia reside na incapacidade de detetar defeitos em profundidades consideráveis numa amostra. A emissividade da superfície em análise também se apresenta como uma limitação deste tipo de ensaios, uma vez que esta é uma propriedade que traduz a capacidade da superfície de emitir energia. Os valores para a emissividade de

um material (ϵ) podem situar-se entre 0 (refletor perfeito - espelho) e 1 (emissividade perfeita - corpo negro). Como resultado, a emissividade desempenha um papel essencial nos ensaios termográficos e depende da condição da superfície. Uma superfície com um baixo valor de emissividade (como alumínio ou aço) poderá refletir grande parte da radiação à qual está exposto [28], por exemplo.

2.4 Sistemas de Inspeção Visual Automáticos

Desde o princípio dos tempos, a humanidade procurou automatizar tarefas para otimização de conforto, exatidão, precisão e velocidade na concretização das mesmas. A tecnologia evoluiu de manual para mecânica, e de mecânica para automática. Os sistemas de inspeção visual automáticos inserem-se na tecnologia automática, integrando componentes eletrônicos com sistemas de *software* de modo a simular uma variedade de funções humanas [33].

A visão por computador é um processo de aquisição, processamento e análise de cenários do mundo real, com o propósito de tomar diferentes decisões de acordo com o objetivo definido para o processo. Os sistemas de visão por computador são a substituição eletrônica da capacidade visual humana. As aplicações dos sistemas de visão computacional são amplas [6], inserindo-se em END.

Uma vez que os métodos convencionais de detecção de defeitos podem tornar-se relativamente demorados e sujeitos a erro, os sistemas de inspeção visual automáticos tornam-se apostas naturalmente comuns na indústria. A elevada exigência de mão-de-obra associada a uma velocidade de produção cada vez maior abre também caminho para a implementação deste tipo de sistemas [6].

A visão humana consiste em compreender o mundo através da sua observação, e a visão por computador é semelhante, excetuando o meio através do qual o conhecimento é adquirido - uma câmara. Para além desta, os principais componentes de um sistema de inspeção automática baseado em visão por computador são também sistemas de iluminação e uma unidade de processamento de imagem [6].

Shahbaz *et al.* [33] desenvolveram um sistema de inspeção visual automático de defeitos presentes em objetos como balas, condensadores e resistências através de características como o seu tamanho, forma ou cor. A câmara utilizada foi instalada sobre uma correia transportadora, concebida para transportar os objetos automaticamente dentro do alcance da lente da câmara. Foi também estabelecida comunicação entre a câmara e um computador, capaz de processar os dados presentes nos *frames* recolhidos. A Figura 2.10 apresenta um diagrama deste sistema. Este apresentou-se como um processo automático na sua íntegra, sem a necessidade de controlo manual, chegando a atingir uma precisão de aproximadamente 95% no reconhecimento de objetos de acordo com o seu tamanho, forma e cor.

As técnicas de processamento de imagem desempenham também um papel crucial na inspeção visual automática. A escolha das técnicas de processamento de imagem está fortemente ligada às características dos defeitos, à natureza da superfície do material (por exemplo, superfícies polidas ou rugosas) e à resolução espacial requerida [7].

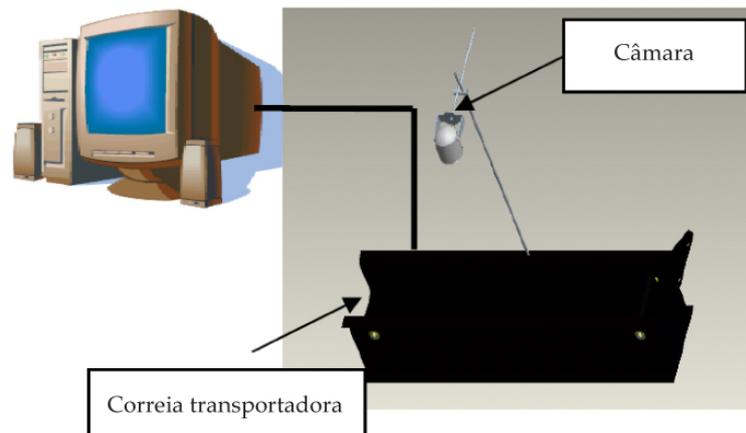


Figura 2.10: Diagrama do sistema desenvolvido por Shahbaz *et al.* [33]. (Adaptado de [33])

Enquanto vários métodos de processamento de imagem e análise visual requerem a intervenção do operador para a tomada de decisões, existe um interesse na evolução de métodos totalmente automáticos que não requerem tal intervenção. Em muitos casos, a utilização de métodos subjetivos para o processamento de imagem é indesejável, uma vez que a viabilidade dos resultados pode depender fortemente do operador. Existe uma necessidade evidente de implementar métodos objetivos e, sempre que possível, estes devem ser completamente independentes do envolvimento do utilizador para evitar tais dificuldades. Mesmo que o processamento de imagem utilizado não seja ideal, pelo menos é consistente, permitindo a realização de comparações relativas [34].

2.5 Processamento de Imagem

Como supramencionado, o processamento de imagem em inspeções visuais automáticas apresenta um papel crucial no melhoramento da eficácia do sistema que se pretende desenvolver. Deste modo, e com o objetivo de auxiliar a leitura do Capítulo 4, neste subcapítulo apresentar-se-ão conceitos básicos sobre imagens digitais e algumas técnicas para o seu processamento.

2.5.1 Imagens Digitais

Uma imagem digital é uma imagem $f(x, y)$ que foi discretizada tanto em coordenadas quanto em luminosidade, formando vários tons de cinzento, sendo representada por uma matriz em 2D de valores inteiros. No caso de uma imagem a cores, esta é composta por um conjunto de três matrizes em tons de cinzento, uma matriz para cada gama de cor. Cada elemento destas matrizes corresponde a um *pixel*, derivado do termo "*picture element*". Normalmente, a dimensão deste tipo de matrizes corresponde a algumas centenas de *pixels* por outras centenas de *pixels*, e existem diversos tons de cinzento possíveis para cada elemento da imagem. Uma imagem digital pode ser representada de acordo com a Equação 2.8.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(1, 1) & f(1, 2) & \cdots & f(1, N) \\ f(2, 1) & f(2, 2) & \cdots & f(2, N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N, 1) & f(N, 2) & \cdots & f(N, N) \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

com $f(x, y)$ a variar entre 0 e $G - 1$, onde normalmente N e G são expressos como a potência inteira positiva de 2 ($N = 2^n$, $G = 2^m$).

Os valores de luminosidade dos diferentes *pixels* são criados utilizando os valores de energia gravados pelos sensores correspondentes (no caso da presente dissertação, da câmara termográfica utilizada). O valor de cada *pixel* apenas tem significado quando relativizado com os restantes *pixels*, ou seja, os seus valores isolados não têm importância em termos absolutos [35].

Independentemente do *software* utilizado para o processamento de imagens digitais, os elementos das matrizes de cada imagem podem ter diferentes tipos de classes numéricas. No caso do MATLAB, aqueles que se apresentam na Tabela 2.2 são os principais tipos de classes numéricas utilizados para o processamento de imagem. É possível converter classes de um tipo para outro.

Tabela 2.2: Tipos de classes numéricas no MATLAB. (Adaptado de [36])

Classe Numérica	Descrição	Intervalo de valores para cada <i>pixel</i>
int8	8-bit <i>integer</i>	-128 a 127
uint8	8-bit <i>unsigned integer</i>	0 a 255
int16	16-bit <i>integer</i>	-32768 a 32767
uint16	16-bit <i>unsigned integer</i>	0 a 65535
double	<i>Double precision real number</i>	<i>Machine specific</i>

Uma imagem em tons de cinzento pode consistir em *pixels* cujo valor são do tipo uint8, traduzindo-se em imagens razoavelmente eficientes no que toca a espaço de armazenamento, pois cada *pixel* requer apenas 1 byte. No entanto, no MATLAB, não é possível efetuar operações de aritmética com esta classe numérica, sendo necessário convertê-la previamente para a classe "double".

A presente dissertação foca-se em três principais tipos diferentes de imagens digitais:

1. Binária, onde cada *pixel* pode apenas ser preto ou branco. Uma vez que existem apenas dois valores possíveis para cada *pixel*, será apenas necessário um bit por *pixel*, o que torna este tipo de imagens bastante eficiente em termos de armazenamento. A representação binária pode ser adequada em imagens que incluam texto ou impressões digitais, por exemplo. No exemplo apresentado na Figura 2.11, o valor das arestas é 1 (branco) e o fundo tem o valor de 0 (preto).

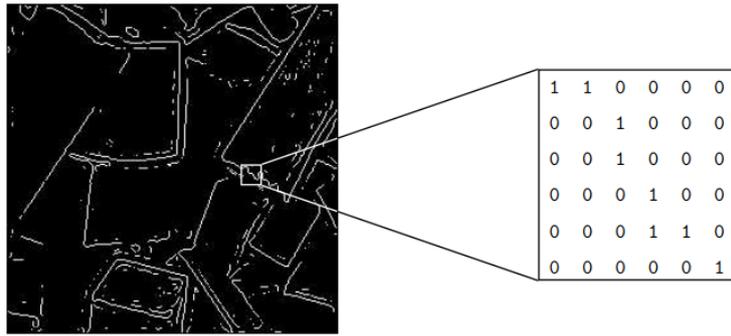


Figura 2.11: Imagem binária. (Retirado de [36])

2. Escalas de cinzento, onde, numa imagem de classe numérica de 8 bytes, cada *pixel* apresenta um valor entre 0 (preto) e 255 (branco). Este intervalo de valores é suficiente no processamento de imagens. Um exemplo deste tipo de imagens apresenta-se na Figura 2.12.



Figura 2.12: Imagem em escalas de cinzento. (Retirado de [36])

3. A cores, onde cada *pixel* tem uma cor particular, sendo esta cor descrita de acordo com a quantidade de vermelho (R), verde (G) e azul (B) que contém. Numa imagem de 8 bytes, cada um destes componentes também apresenta valores entre 0 e 255, o que corresponde a um total de $255^3 = 16777216$ cores possíveis num único *pixel*. Cada *pixel* terá, assim, um total 24 bits.

Este tipo de imagens pode ser visualizado como a agregação de três matrizes, cada uma representando os valores de vermelho, de verde e de azul em cada *pixel*. Isto significa que para cada *pixel* estão associados três valores. Um exemplo de uma imagem a cores apresenta-se na Figura 2.13.

2.5.2 Noções Básicas de Processamento de Imagem

O processamento de imagem envolve a alteração da natureza de uma imagem de forma a melhorar a sua informação e facilitar a interpretação humana e/ou torná-la mais adequada à

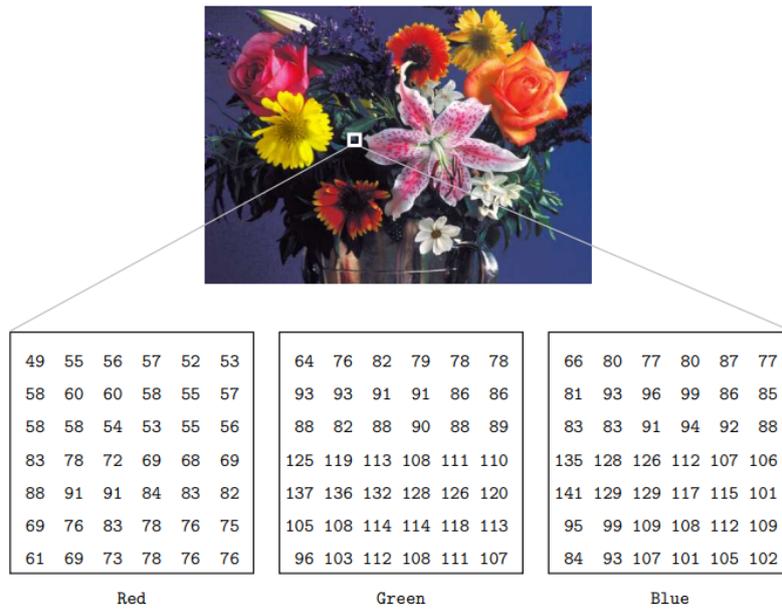


Figura 2.13: Imagem a cores. (Retirado de [36])

correta percepção do sistema de inspeção visual automático.

Um procedimento que satisfaça a primeira condição pode simultaneamente ser inadequado para satisfazer a segunda condição. Por exemplo, o ser humano percebe melhor uma imagem nítida e detalhada, mas computadores preferem que as imagens analisadas sejam simples e organizadas.

Pode-se considerar que alguns dos procedimentos que facilitam a interpretação humana de uma imagem são:

1. O **enaltecimento das arestas** de uma imagem para a tornar mais nítida, como exemplificado na Figura 2.14.



Figura 2.14: Nitidez de imagem.

Imagem original (à esquerda) e resultado após enaltecimento de arestas (à direita). (Retirado de [36])

2. A **remoção de ruído** de uma imagem, sendo que o ruído se caracteriza como erros aleatórios na imagem, como se pode observar na Figura 2.15.



Figura 2.15: Remoção de ruído de uma imagem. Imagem original (à esquerda) e resultado após remoção de ruído (à direita). (Retirado de [36])

Da mesma forma, pode-se considerar que alguns dos procedimentos que tornam uma imagem mais adaptada à percepção de um computador são:

1. A **obtenção de arestas** de uma imagem. Esta técnica pode ser necessária em diversas aplicações, como por exemplo, na medição de objetos de uma imagem. É comum que se apliquem algoritmos de detecção de arestas após se obter uma versão melhorada no pré-processamento da imagem original, com menos ruído e arestas mais nítidas. A Figura 2.16 apresenta um exemplo deste procedimento.

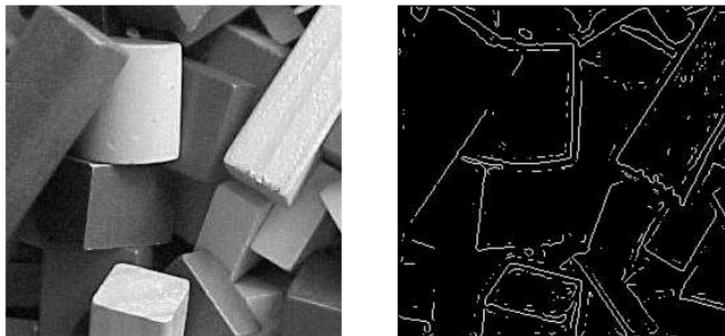


Figura 2.16: arestas de uma imagem detetadas. Imagem original (à esquerda) e arestas da imagem (à direita). (Retirado de [36])

2. A **remoção de detalhes** de uma imagem. Para propósitos de medição ou contagem, alguns pormenores da imagem podem-se considerar desnecessários. Por exemplo, para uma análise de peças numa linha de montagem, os únicos fatores de interesse na imagem são a forma, o tamanho e a cor da peça. Nestes casos, será adequado que a imagem seja simplificada. É possível observar um exemplo na Figura 2.17, onde a versão desfocada final remove detalhes da imagem original, mas mantém a estrutura bruta do búfalo [36].



Figura 2.17: Remoção de detalhes de uma imagem.
Imagem original (à esquerda) e imagem desfocada (à direita). (Retirado de [36])

Particularmente em ensaios de termografia, os contrastes térmicos entre as zonas com e sem defeitos nos termogramas podem apresentar diferenças subtis. Estas diferenças nas imagens obtidas podem ser afetadas devido a diversos fatores, como as propriedades não-uniformes da superfície do material a inspecionar ou a um aquecimento heterogêneo da peça. Neste contexto, é necessário que sejam aplicadas técnicas de filtração de ruído na sequência de imagens obtidas no ensaio, com o objetivo de evitar erros na inspeção do produto [18, 37].

Duas técnicas comuns para a redução de ruído em imagens de termografia são os filtros Gaussianos e Medianos, onde o primeiro consiste em aplicar uma convolução de kernel a cada ponto no *input array*, produzindo o *output array* através da substituição do valor de cada *pixel* pelo resultado da convolução. O segundo filtro consiste em substituir o valor de cada *pixel* da imagem pela mediana da sua vizinhança. Os resultados obtidos antes e depois de aplicar ambos estes filtros apresentam-se na Figura 2.18 [18].

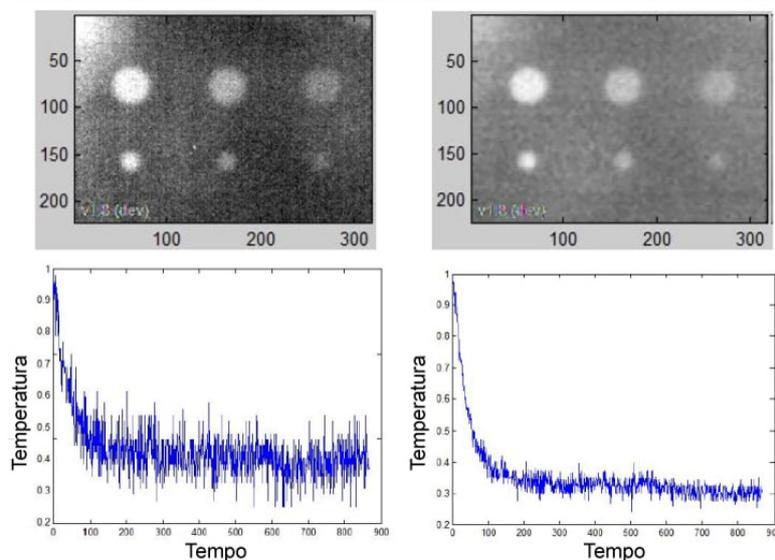


Figura 2.18: Comparação entre os resultados obtidos.
(a) Sem a aplicação de filtros e (b) com a aplicação de filtros Gaussianos e Medianos nos termogramas adquiridos em termografia ativa. (Adaptado de [18])

Antes de se processarem as imagens originais obtidas, é útil que se passe por um processo de pré-processamento para remover o ruído e outras perturbações na imagem, de modo a produzir uma imagem mais precisa do objeto capturado. Além da remoção de ruído, a etapa de pré-processamento é também utilizada para recortar a área de interesse da imagem. Assim, o posterior processamento da imagem pode concentrar-se na região que se pretende analisar, sem quaisquer perturbações de ruído ou da vizinhança da respetiva região [38, 39].

2.5.3 Segmentação de imagem

Para além de se reduzir o ruído presente no termograma, pode-se ainda recorrer a técnicas de segmentação de imagem através de um valor de *threshold*, simplificando a informação presente na imagem e facilitando a caracterização de potenciais defeitos.

Uma técnica tipicamente utilizada para este fim é o método de Otsu. Este método é capaz de calcular o valor de *threshold* ótimo capaz de classificar a imagem em duas classes distintas, utilizando um histograma (função densidade de probabilidade dos valores cinzentos da imagem [35]) baseado numa escala de cinzentos. Na imagem binária obtida, o intervalo $[0, k]$ será classificado como a “classe 0” e o intervalo $[k, 1]$ será a “classe 1”, baseado no valor de *threshold* k calculado [40].

A técnica utilizada para se obterem valores de *threshold* automáticos baseia-se em encontrar o vale no histograma que separa o primeiro plano da imagem do seu fundo, como demonstrado na Figura 2.19. No caso de existir apenas um valor de *threshold*, esse valor deverá idealmente estar no vale de dois picos (bimodal), ou na borda inferior de um único pico (unimodal), o que significa que a probabilidade da ocorrência do valor de *threshold* de valor k deve ser reduzida.

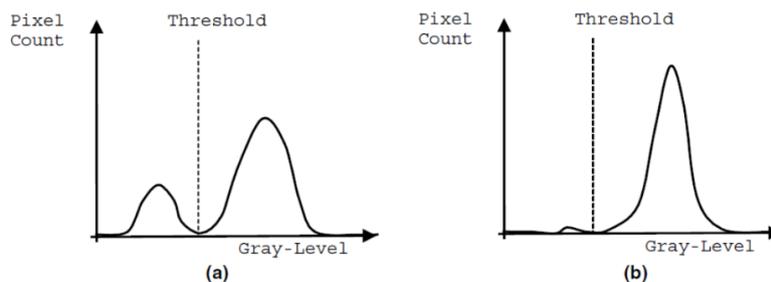


Figura 2.19: Seleção do valor de *threshold* ótimo num histograma de escala de cinzentos. (a) Bimodal, (b) Unimodal. (Retirado de [41])

Histogramas de imagens que contêm defeitos de reduzida dimensão não apresentam uma distribuição bimodal clara, uma vez que a descontinuidade é reduzida relativamente ao fundo, apresentando antes uma distribuição quase unimodal. Nestes casos, pode-se obter um valor incorreto através do algoritmo de Otsu. Numa tentativa de corrigir este aspeto, Ng *et al.* [41] propuseram o algoritmo *Valley-Emphasis*, representada na Figura 2.20, que seleciona um valor de *threshold* com uma pequena probabilidade de ocorrência e também maximiza a variância dos grupos, como no método Otsu [41].

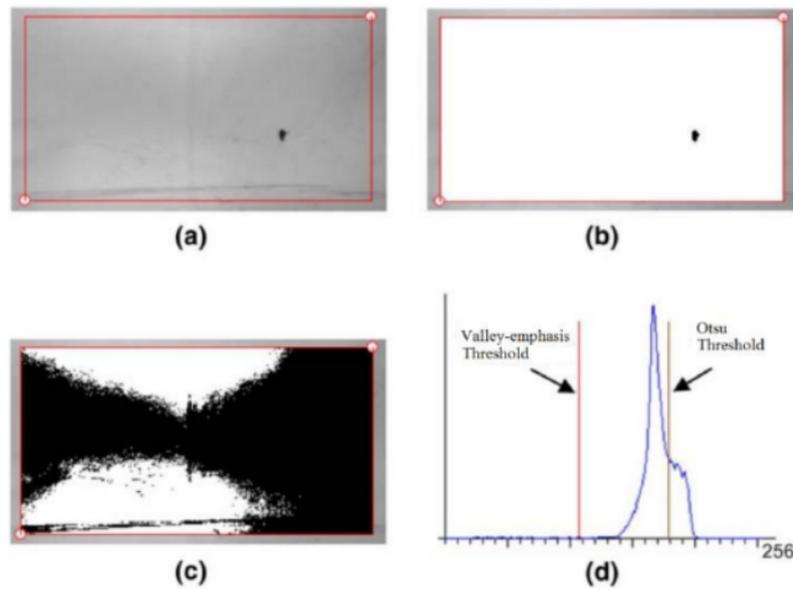


Figura 2.20: Dificuldade com o método de Otsu em pequenos defeitos. (a) Termograma original; (b) Imagem binária desejada; (c) Resultado do valor de *threshold* de Otsu; (d) Histograma e valores de *threshold* para ambos os algoritmos de Otsu e de *Valley-Emphasis*.(Retirado de [41])

2.5.4 Filtros morfológicos

Filtros morfológicos podem ainda ser aplicados nas imagens de modo a executar várias tarefas como redução de ruído e detecção de arestas. Estes são especialmente adequados para a extração ou supressão de objetos ou estruturas numa imagem.

Os operadores morfológicos visam extrair estruturas relevantes de uma imagem como um conjunto através da sua representação subgráfica. Isto é conseguido examinando a imagem com um conjunto de formas conhecidas, denominadas de elementos estruturantes (SE, do inglês *structural element*). Algumas formas comuns de elementos estruturantes encontram-se apresentadas na Figura 2.21. A forma do SE é geralmente escolhida de acordo com algum conhecimento *a priori* sobre a geometria das estruturas de imagem relevantes e irrelevantes. Estruturas irrelevantes podem significar ruído ou objetos que precisem de ser suprimidos.

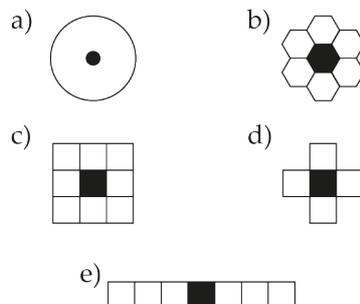


Figura 2.21: Exemplos de algumas formas comuns de elementos estruturantes. (a) Disco, (b) hexágono, (c) quadrado, (d) diamante e (e) segmento de linha.(Adaptado de [42])

A abordagem morfológica ao processamento de imagens é ilustrada na Figura 2.22. As figuras do lado esquerdo são imagens binárias e de escala de cinzentos. Usando um SE vertical como uma sonda, é possível extrair todas as estruturas verticais destas imagens.

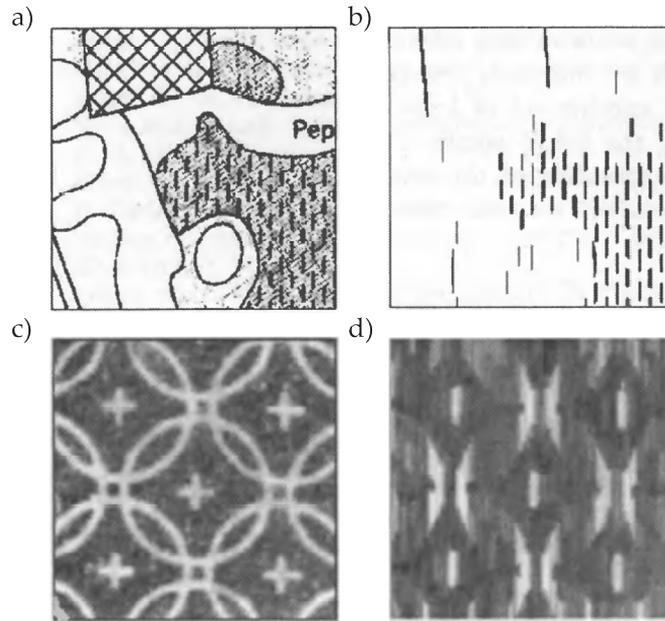


Figura 2.22: A abordagem morfológica ao processamento de imagens. (a) Imagem binária e (b) suas estruturas verticais, (c) imagem de escala de cinzentos e as (d) suas estruturas verticais. (Adaptado de [42])

As transformações usadas neste exemplo são baseadas em combinações de dois operadores morfológicos fundamentais: a **erosão** e a **dilatação**.

A primeira questão que pode surgir quando se examina um conjunto numa imagem com um elemento estrutural é "O SE encaixa-se no conjunto?". O conjunto **erodido** corresponde à posição dos pontos onde a resposta a esta questão é afirmativa. O conjunto em estudo representa os objetos de uma imagem binária ou o subgráfico de uma imagem de tons cinzentos. Esta operação é ilustrada na Figura 2.23.

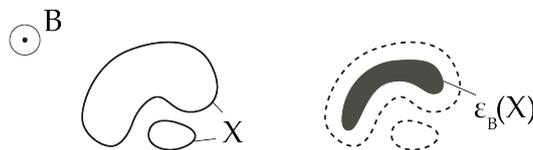


Figura 2.23: Erosão ε de um conjunto X por um disco B . O componente mais reduzido desaparece, uma vez que o SE B não encaixa nesta parte do conjunto. (Adaptado de [42])

A **dilatação** é semelhante à erosão, mas baseia-se na seguinte pergunta: "O elemento estruturante atinge o conjunto?". O conjunto dilatado corresponde aos pontos onde a resposta a esta questão é afirmativa [42]. Esta definição é ilustrada na Figura 2.24.

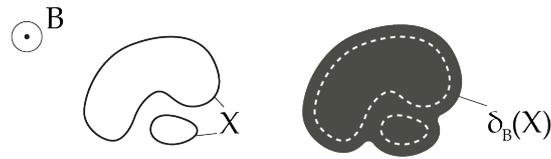


Figura 2.24: Dilatação δ de um conjunto X por um disco B . Os componentes do conjunto ficam conectados uma vez que o SE atinge ambas as partes quando atravessa o canal que as separa. (Adaptado de [42])

2.5.5 Estado da Arte em Processamento de Imagem

Oliveira *et al.* [43] propuseram um sistema automático para detecção e caracterização de fissuras encontradas em pavimentos rodoviários flexíveis, seguindo uma abordagem de análise de imagem baseada em blocos.

A base de dados de imagens utilizada no desenvolvimento deste sistema é composta por imagens de tons de cinzento de tamanho fixo (1536×2048 *pixels*) com intensidades de *pixel* que variam de 0 (preto) a 255 (branco) que foram captadas por uma câmara digital à luz solar. Para efeitos de processamento, são considerados blocos de 75×75 *pixels* não sobrepostos, representando um bom compromisso entre o desempenho computacional (tempo de processamento mais rápido e menor necessidade de armazenamento de memória) e a precisão da detecção e resultados de caracterização de fissuras.

Posteriormente são criadas duas matrizes de 20×27 para cada imagem: uma matriz média (M_m), com a intensidade média de cada bloco, e uma matriz de desvio padrão (STD_m), com os correspondentes valores de desvio padrão (*std*). A análise baseada em blocos ignora os blocos incompletos à direita (correspondente a parte da curva) e na parte inferior (que é repetida no topo da imagem seguinte) dos lados das imagens.

As matrizes M_m são examinadas vertical e horizontalmente de modo a encontrar blocos com *pixels* de fissura relevantes, produzindo matrizes binárias por imagem, onde os blocos contendo *pixels* de fissura evidentes são classificados como "1," e os restantes são classificados como "0". Uma amostra dos resultados obtidos após este procedimento preliminar de classificação da imagem é apresentada na Figura 2.25.

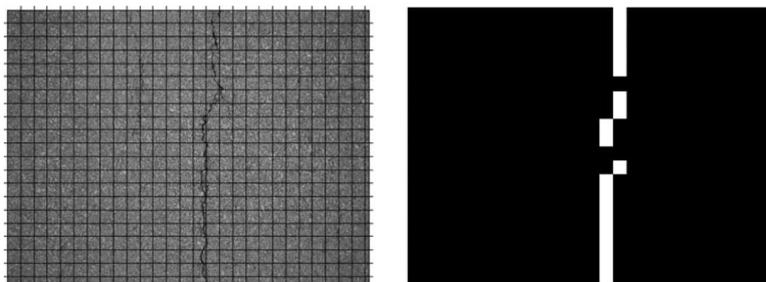


Figura 2.25: Do lado esquerdo, a imagem original a processar, dividida em blocos não sobrepostos de 75×75 *pixels*. Do lado direito, a classificação preliminar de blocos com *pixels* de fissuras relevantes. (Adaptado de [43])

Por fim, é realizada uma segmentação dos *pixels* mais escuros da fissura em cada um destes blocos, através do valor de *threshold*. Os resultados do *threshold* incluem frequentemente *pixels* que não pertencem a fissuras existentes, constituindo objetos curtos e isolados. Portanto, todos os componentes ligados contendo menos de um número mínimo de fissuras (especificado pelo operador do sistema) são removidos, como ilustrado na Figura 2.26.

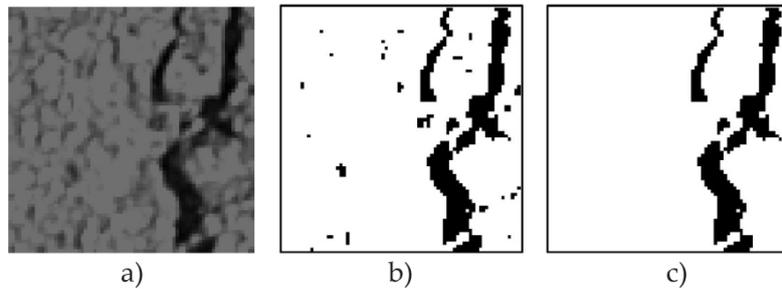


Figura 2.26: a) Bloco de imagem detetado como contendo uma fissura, (b) a sua segmentação, e (c) o resultado após a remoção de componentes curtos e isolados. (Adaptado de [43])

Para além desta técnica de processamento de imagem, na literatura destaca-se uma demonstração desenvolvida por Image Analyst [44] que ilustra operações de deteção, medição e filtração de *blobs* em imagens. Um *blob* (do inglês, *Binary Large Object*) refere-se a um módulo visual com pontos (regiões) numa imagem que é mais claro ou mais escuro do que a sua vizinhança. Regra geral, a deteção de *blobs* corresponde ao primeiro passo de tarefas complexas de processamento de imagem, como a determinação de deformações locais numa imagem [45]. O resultado deste *demo* apresenta-se na Figura 2.27.

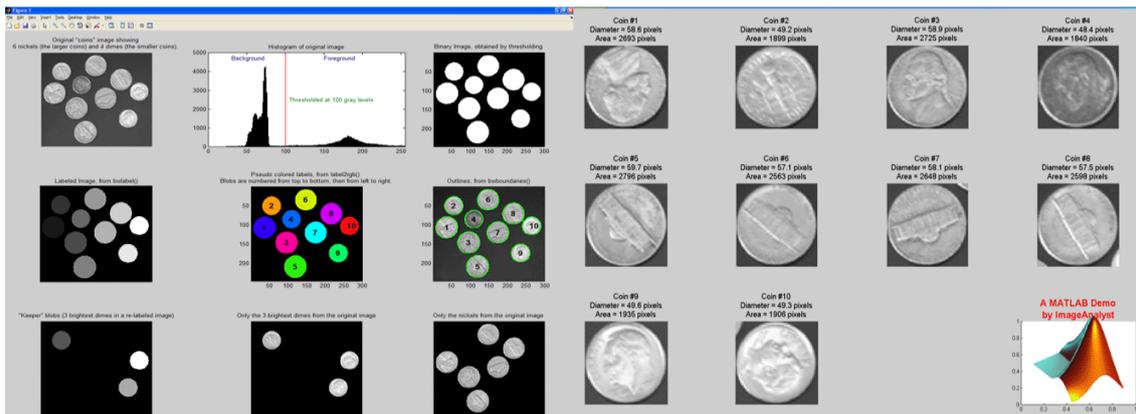


Figura 2.27: Output do demo desenvolvido por Image Analyst. (Adaptado de [44])

Após se realizar a leitura da imagem a processar, é feita uma segmentação para obter uma imagem binária de classe lógica. Os "furos" presentes nos *blobs* detetados são preenchidos, para que se eliminem *pixels* de "fundo" dentro dos mesmos. Cada *blob* é posteriormente identificado individualmente, identificando que *pixels* estão conectados entre si. As propriedades de cada *blob* são posteriormente guardadas para que algumas sejam devolvidas no final do sistema.

Outro exemplo disponibilizado pela MathWorks [46] demonstra o uso de uma combinação de operadores morfológicos básicos e de *Blob Analysis* (análise de *blobs*) com o objetivo de extrair informações de um vídeo. Neste caso, contam-se e assinalam-se quantas bactérias *E. Coli* estão presentes em cada *frame* do vídeo, como exemplificado na Figura 2.28.

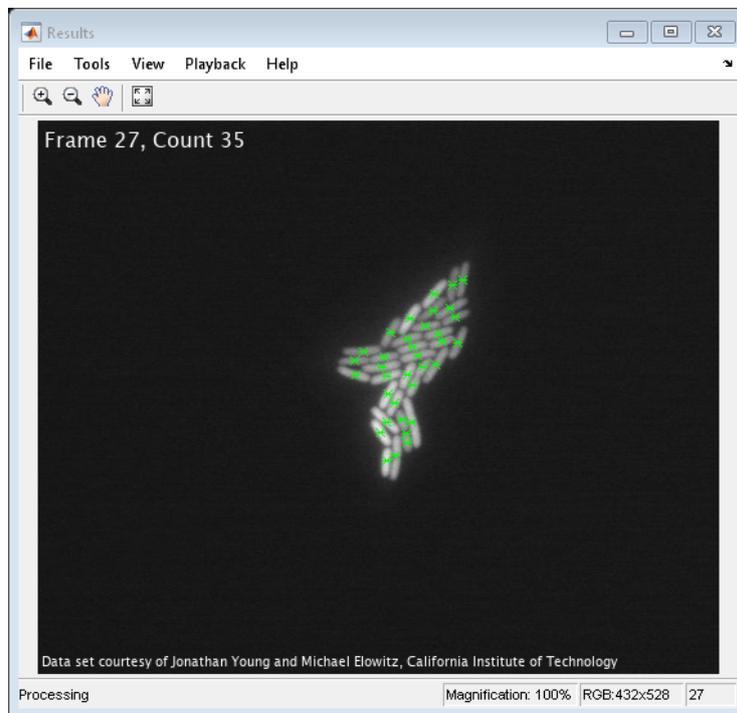


Figura 2.28: *Output* do exemplo disponibilizado pela MathWorks. (Retirado de [46])

Após se gerarem os objetos necessários para a leitura do vídeo, é criado um objeto de sistema de *Blob Analysis* para encontrar o centróide das células segmentadas no vídeo. Posteriormente, é criado um ciclo de processamento para contar as células presentes no vídeo, onde é aplicada uma combinação de operações de dilatação morfológica e aritmética de imagem de modo a remover iluminação irregular e realçar a fronteira entre as células.

Desenvolvimento Experimental

3.1 Caracterização Experimental da Termografia

Neste subcapítulo, são apresentados os equipamentos e procedimentos laboratoriais utilizados durante a realização dos ensaios experimentais necessários para o desenvolvimento do sistema de reconhecimento de defeitos.

3.1.1 Aparato Laboratorial

Os ensaios de termografia foram realizados no laboratório de Ensaios Não Destrutivos do Departamento de Engenharia Mecânica e Industrial da NOVA *School of Science and Technology*. Estes ensaios foram realizados na bancada produzida em 2019 por Gomes [47], que tem sido consecutivamente melhorada desde a sua concessão. Importa destacar os melhoramentos realizados em 2021 por Silva [48], uma vez que a presente dissertação beneficia especialmente da implementação do controlo manual da estação. A bancada foi ainda ligeiramente adaptada de modo a adequar os ensaios de termografia aos objetivos deste trabalho. O aparato laboratorial pormenorizado é constituído por:

- **Lâmpadas Philips PAR38 IR:** Foram utilizadas 4 lâmpadas refletoras incandescentes infravermelhas de modo a garantir a excitação térmica dos provetes a analisar. A potência de cada lâmpada corresponde a 175 W, resultando num total de 700 W. Para que o aquecimento da amostra seja o mais uniforme possível, as lâmpadas estão a uma distância de 70 cm da superfície da amostra e a direção das mesmas encontra-se obliqua à superfície do provete em análise.
- **Câmara termográfica da série IRS336 da marca *Automation Technology*:** Foi utilizada uma câmara termográfica para captar os termogramas da evolução térmica da superfície das amostras a analisar ao longo do tempo. A câmara encontra-se centrada com a amostra, a 20 cm da sua superfície. O seu aspeto pode ser observado na Figura 3.1 e algumas das suas especificações encontram-se enumeradas na Tabela 3.1.



Figura 3.1: Câmera IRS336 da marca *Automation Technology*. (Retirado de [49])

Tabela 3.1: Algumas das especificações técnicas da câmara termográfica utilizada. (Adaptado de [49])

Resolução de imagem	Gama do espectro	Tamanho de pixel	Gama de medição de temperatura	Precisão de medição de temperatura	Protocolo de streaming de imagem
336 × 256 px	7.5-13 μm	17 × 17 μm	-25 to 135 °C	±2 °C	GigE Vision

Para além destes componentes, importa também destacar outros constituintes da bancada, como o relé de 10 A da *FINDER* e o módulo DAQmx da *National Instruments*, ambos alimentados por uma de tensão de corrente contínua ALF2902M da *ELC* com 6 V, como se pode observar na Figura 3.2. Estes são essenciais para garantir a automatização do ensaio de termografia através da interface com o computador, permitindo que as luzes do ensaio se acendam automaticamente durante o período de tempo definido pelo utilizador [48].

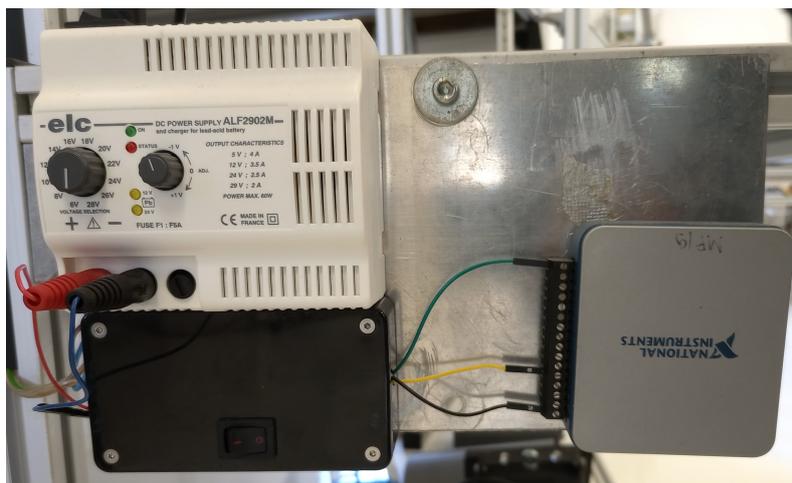


Figura 3.2: Sistema de aquisição de dados presente na bancada. Fonte de tensão de corrente direta ALF2902M da *ELC* e relé da *FINDER* (à esquerda) e módulo DAQmx da *National Instruments* (à direita).

3.1.2 Procedimento Laboratorial

De modo a garantir ensaios controlados e uniformes, procurou-se diminuir as influências da sua vizinhança nos mesmos. Para tal, os ensaios foram realizados num local isento de correntes de ar e de movimentação de pessoas, sob a presença de luz natural indireta em vez de luz artificial. Estes fatores favoreceram a homogeneidade do aquecimento e do arrefecimento das amostras nos ensaios realizados, e contribuíram também para que a câmara não captasse temperaturas elevadas de outras superfícies alheias à amostra (por exemplo, temperaturas elevadas de candeeiros ligados que foram aquecendo ao longo do dia).

Foram realizados ensaios em modo de reflexão a 5 provetes diferentes para o desenvolvimento do sistema de reconhecimento de defeitos, todos eles produzidos por FDM.

Cada amostra foi posicionada a 70 cm da fonte de calor e a câmara termográfica foi colocada entre as mesmas, a uma distância de 20 cm do provete (distância limitada ao foco da lente). De modo a evitar que a posição da câmara termográfica se tornasse num obstáculo na radiação emitida pelas lâmpadas, as mesmas foram afastadas e a direção de cada par ajustada de modo a fornecer um aquecimento homogêneo ao longo da sua superfície. A montagem experimental encontra-se representada na Figura 3.3.

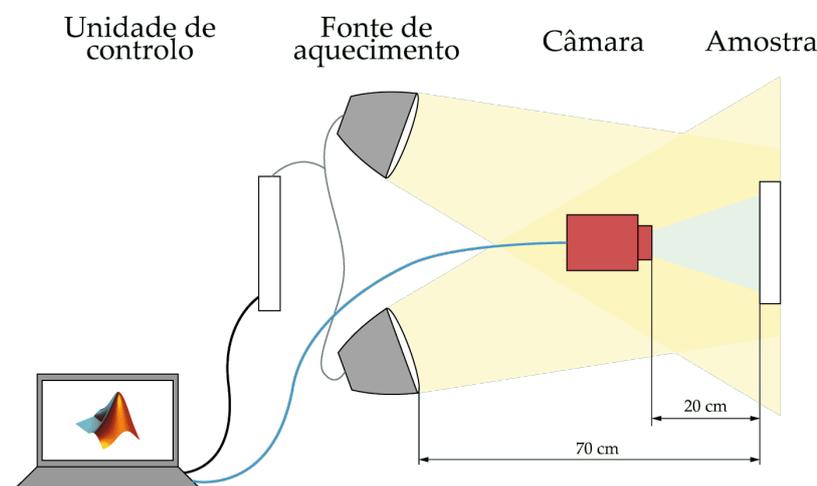


Figura 3.3: Esquema representativo do aparato laboratorial utilizado.

No que diz respeito à automatização de cada ensaio e do subsequente processamento das imagens adquiridas, foi também necessário estabelecer comunicação entre a câmara termográfica e o módulo DAQmx ao *software* de tratamento de dados utilizados na presente dissertação, através da interface *Gigabit Ethernet*. Uma fotografia do aparato laboratorial a ser utilizado durante um ensaio apresenta-se na Figura 3.4.

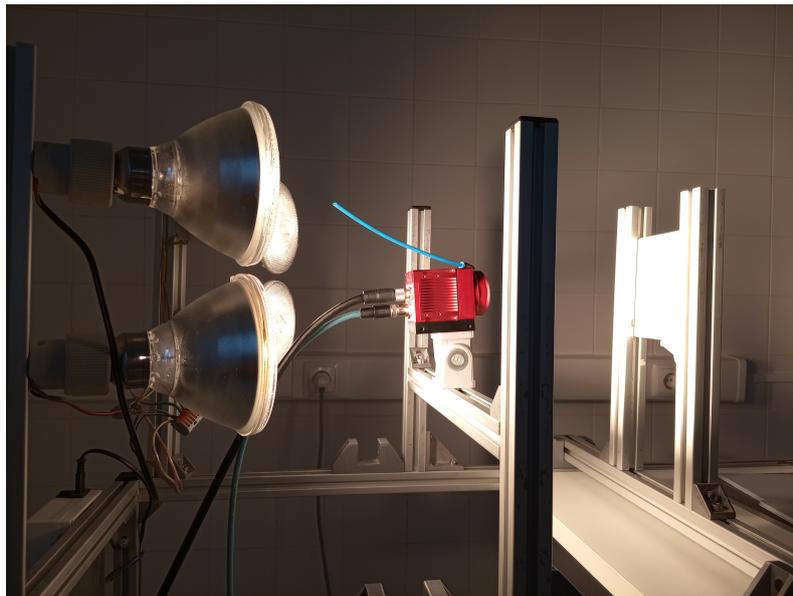


Figura 3.4: Fotografia do aparato laboratorial utilizado durante a realização de um ensaio.

3.2 Provetes Analisados

Para desenvolver o sistema de inspeção de reconhecimento de defeitos, foram utilizados 6 provetes distintos previamente produzidos por Gomes *et al.* [47] e Silva *et al.* [48].

3.2.1 Provede com 3 delaminações

Este provede foi desenvolvido por Gomes *et al.* [47], produzido por FDM. A sua matriz é composta por polímero termoplástico PLA, com as dimensões $223 \times 250 \times 5$ mm. Na camada intermédia foram introduzidas 3 delaminações com 0,5 mm de espessura, todas com diferentes formas geométricas e dispostas conforme ilustrado na Figura 3.5.

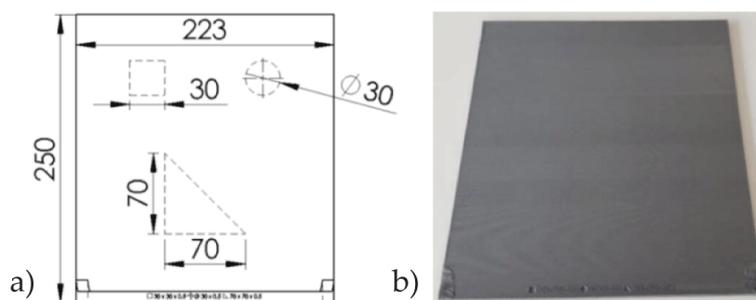


Figura 3.5: Provede com 3 delaminações. (a) Modelação geométrica e (b) provede fabricado. (Retirado de [47])

3.2.2 Provete com 15 delaminações

Este provete foi desenvolvido por Gomes *et al.* [47], produzido por FDM. A sua matriz é composta por polímero termoplástico PLA, com as dimensões $223 \times 250 \times 5$ mm. Na camada intermédia foram introduzidas 15 delaminações com 0,5 mm de espessura, todas com diferentes formas geométricas e dispostas conforme ilustrado na Figura 3.6.

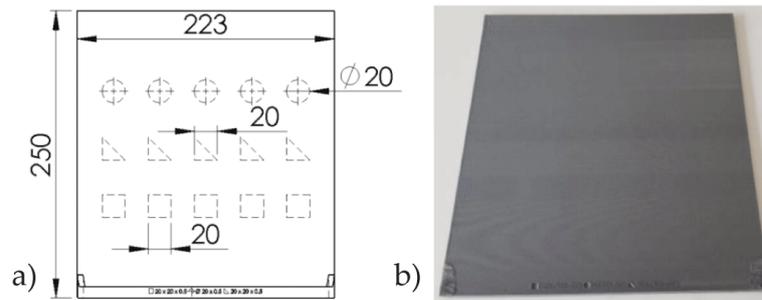


Figura 3.6: Provete com 15 delaminações. (a) Modelação geométrica e (b) provete fabricado. (Retirado de [47])

3.2.3 Provete com 3 tipos de defeitos

Estes provetes, fabricados por Silva *et al.* [48], apresentam uma matriz composta por 7 camadas de polímero termoplástico PLA, sendo que cada provete é reforçado com um tipo de fibra diferente: carbono, vidro e kevlar. A secção transversal dos diferentes compósitos fabricados encontra-se na Figura 3.7, onde é possível distinguir cada fibra e a matriz. Os provetes são quadrados, cujos lados medem 120 mm e a sua espessura 5,5 mm, como se encontra representado na Figura 3.8.

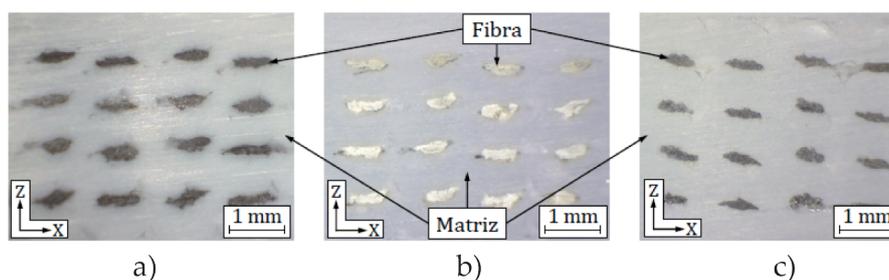


Figura 3.7: Secção transversal de cada provete, reforçado com (a) carbono, (b) kevlar e (c) vidro. (Retirado de [48])

Duas delaminações encontram-se no interior de cada provete, centradas no eixo vertical Y, cujas dimensões são $12 \times 50 \times 0,5$ mm. Um defeito encontra-se localizado a meia espessura e outro a 1,38 mm da superfície superior. Os defeitos foram fabricados durante a impressão de cada provete. À semelhança de Silva *et al.*, adotou-se a nomenclatura apresentada na Figura 3.8 para cada defeito, de acordo com a sua profundidade. Para converter o defeito do tipo I no tipo III, roda-se o provete 180° .

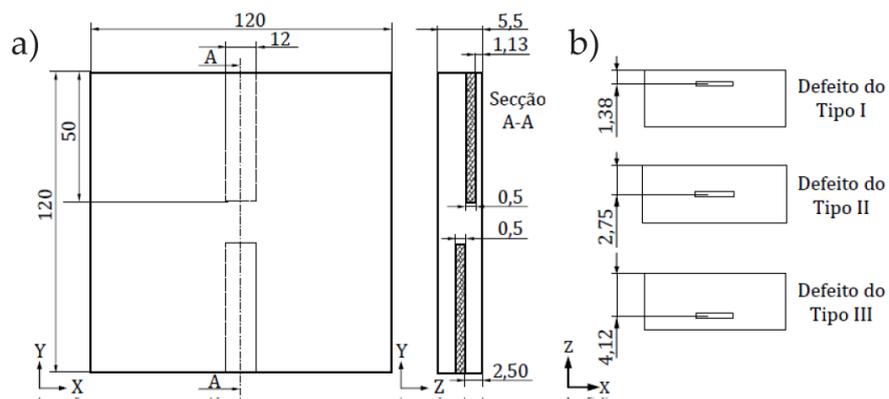


Figura 3.8: Representação das (a) dimensões dos provetes fabricados e (b) dos tipos de defeitos. (Retirado de [48])

Processamento de Imagem

4.1 Arquitetura do Sistema de Reconhecimento de Defeitos

Como anteriormente referido, o objetivo deste trabalho consiste no desenvolvimento de um sistema de reconhecimento automático de defeitos em materiais de matriz polimérica através de ensaios de termografia.

Este sistema consiste no *hardware* apresentado no subcapítulo 3.1.1 e num programa desenvolvido à medida, recorrendo à linguagem de programação MATLAB. O código desenvolvido possibilita que o utilizador realize um ensaio de termografia automaticamente a qualquer tipo de amostra, ou processe um ensaio de termografia previamente realizado por este código que esteja guardado no computador. Este sistema também permite que sejam devolvidas informações sobre cada defeito que tenha sido detetado após o processamento das imagens captadas, como: a posição do defeito, a sua área relativamente à da superfície da amostra, e a estimacão do contraste térmico entre a temperatura média do defeito e do resto da amostra ao longo do tempo.

A arquitetura do programa desenvolvido encontra-se no fluxograma apresentado na Figura 4.1 e o respetivo código no Anexo I.

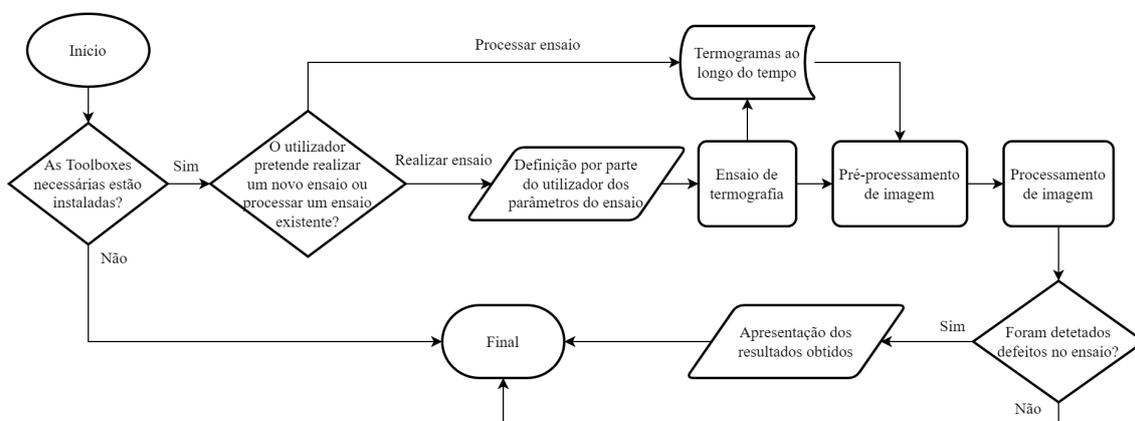


Figura 4.1: Fluxograma da arquitetura do sistema de reconhecimento de defeitos.

Para que este sistema funcione corretamente, é necessário que algumas *toolboxes* estejam

instaladas no computador do utilizador (*Image Processing Toolbox*, *Data Acquisition Toolbox* e *Computer Vision Toolbox*), pelo que a primeira tarefa deste código consiste em verificar se alguma *toolbox* está em falta - em caso positivo, o código termina.

Após se verificar que todas as *toolboxes* necessárias estão instaladas, o algoritmo permite que o utilizador escolha realizar um novo ensaio de termografia ou escolha processar um ensaio previamente realizado pelo presente código.

Caso se opte por realizar um ensaio, o sistema efetua o ensaio automaticamente, de acordo com os parâmetros inseridos pelo utilizador (tempo de aquecimento da amostra e tempo de aquisição de imagem). O ensaio é guardado na diretoria do código com o nome "amostra.mat" e as imagens captadas são posteriormente processadas. Para que o ensaio de termografia decorra automaticamente, é também necessário que seja garantida a conexão entre o programa e uma câmara termográfica, assim como a conexão entre o programa e um sistema de aquisição de dados.

Caso o utilizador decida processar um ensaio existente, o código permite ao utilizador escolher o ficheiro ".mat" a analisar e as imagens guardadas no respetivo ficheiro serão processadas.

Após as imagens serem processadas, o código devolve os resultados obtidos ao utilizador e o código termina. Caso não tenha sido detetado nenhum defeito, o código também termina.

4.2 Automatização do Ensaio de Termografia

Nesta fase do algoritmo, dá-se a automatização do ensaio de termografia pretendido, através do aquecimento automático das amostras em análise e da aquisição automática de vídeo.

4.2.1 Aquecimento da Amostra em Análise

De modo a garantir a excitação térmica da amostra automaticamente, é necessário que primeiro seja estabelecido o contacto entre o computador e o sistema de aquisição de dados utilizado, de modo a que as lâmpadas do ensaio sejam ligadas e desligadas automaticamente de acordo com o tempo de aquecimento previamente definido pelo utilizador. É possível estabelecer este contacto corretamente através da *Data Acquisition Toolbox*, que permite detetar que sistemas de aquisição de dados estão conectados ao computador, e criar um *output* digital no canal pretendido. Na presente dissertação, foi utilizado o canal "porto/line3", como se pode observar na Figura 4.2.

Ao gravar o valor lógico "1" neste *output*, o módulo DAQmx fecha o relé e as lâmpadas acendem. Já quando este valor é igual a "0", o relé abre e as lâmpadas desligam. Ao introduzir um temporizador entre estas duas operações de acordo com o tempo de aquecimento previamente introduzido pelo utilizador, é possível automatizar a excitação térmica do provete a inspecionar no ensaio de termografia.

No final deste processo, o código devolve um aviso na janela de comandos do programa para alertar o utilizador que o aquecimento da amostra terminou.

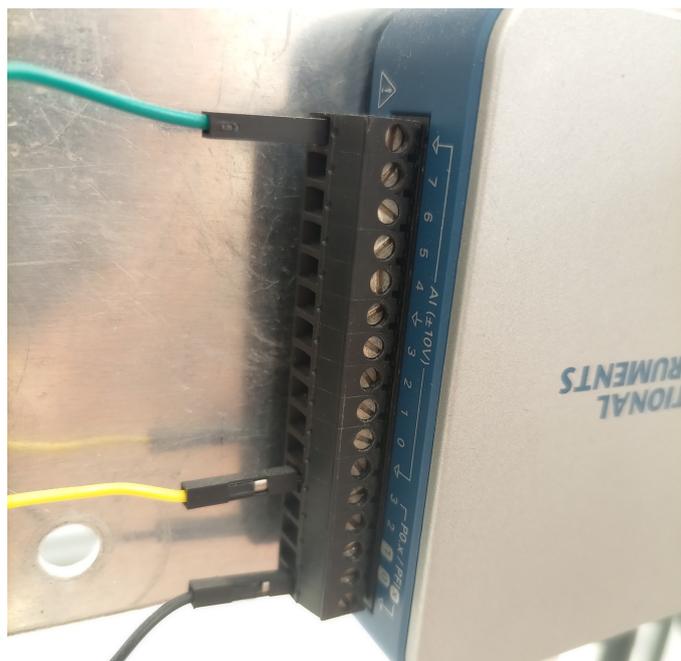


Figura 4.2: Configuração dos canais do sistema de aquisição de dados DAQmx.

4.2.2 Aquisição de Vídeo

A aquisição de vídeo inicia-se no mesmo momento em que as lâmpadas se acendem e, à semelhança do aquecimento da amostra, a captação de imagem decorre durante o tempo previamente especificado pelo utilizador.

Antes de se concretizar a aquisição de vídeo pretendida, através da *Image Acquisition Toolbox*, é necessário atualizar qualquer *hardware* de aquisição de imagem que esteja conectado ao computador e que seja reconhecido pelo programa, de modo a confirmar se a câmara que se pretende utilizar está corretamente conectada ao computador. Posteriormente, é estabelecida a conexão entre a câmara termográfica e o programa e são feitas as configurações necessárias às propriedades da câmara.

Antes do comando da aquisição de vídeo ser acionado, o algoritmo devolve um aviso na janela de comandos para alertar o utilizador que a aquisição de vídeo começou. Apesar destas operações não acontecerem em simultâneo, são acionadas com um intervalo de tempo desprezável, na ordem dos milésimos de segundo.

Analogamente, a excitação térmica da amostra também dá início assim que a aquisição de vídeo começa, novamente, correspondendo a um intervalo desprezável de milésimos de segundo entre cada operação. Assim que a captação de imagens termina, o código devolve outro aviso na janela de comandos e a série de imagens captadas é guardada como uma matriz 4D "double" no espaço de trabalho e como ficheiro ".mat" na diretoria do algoritmo, ambos com a denominação de "amostra".

O valor de *frames* por segundo é também calculado de acordo com o tempo de aquisição de vídeo. No entanto, considera-se o tempo de aquisição real em vez do valor definido pelo

utilizador, uma vez que este pode ser influenciado pela soma do tempo de execução das operações realizadas ao longo do código. A Figura 4.3 apresenta uma esquia representativo deste fenómeno.

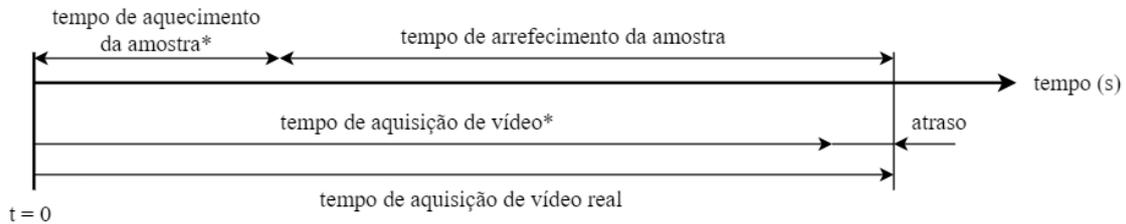


Figura 4.3: Esquia representativo da influência do tempo de execução das operações do código no tempo de aquisição de vídeo. Os valores com um asterisco representam os parâmetros definidos pelo utilizador.

4.3 Pré-Processamento de Imagem

Após o ensaio ser realizado, os *frames* captados entram na fase de pré-processamento. Caso o utilizador escolha processar um ensaio previamente realizado, é a partir desta fase que o código opera, tendo-se despezado o processo descrito no subcapítulo anterior.

De modo a facilitar o processamento das imagens captadas, o pré-processamento de imagem tem como objetivo simplificar e aprimorar a qualidade das mesmas, *frame a frame*. O algoritmo do pré-processamento encontra-se no fluxograma apresentado na Figura 4.4.

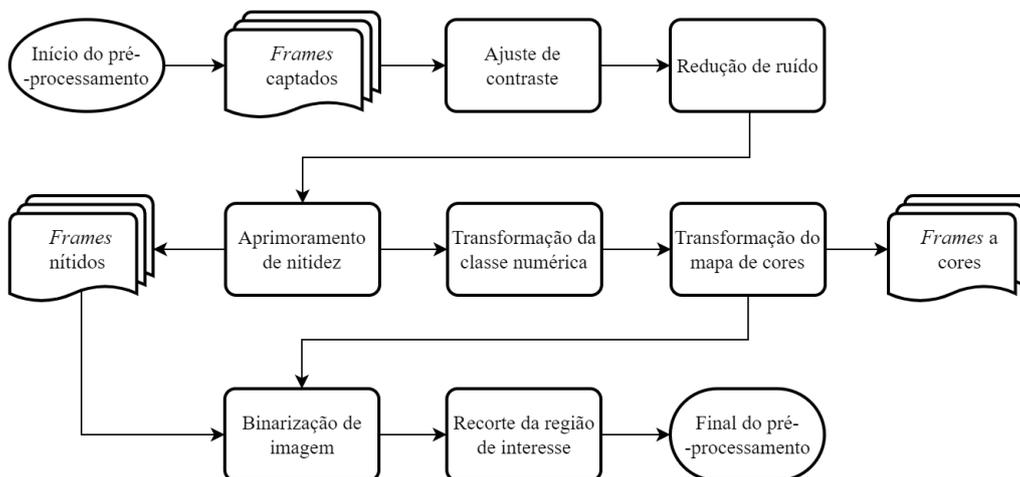


Figura 4.4: Fluxograma do pré-processamento de imagem.

Para que seja recortada a região de interesse da imagem, o *frame* correspondente ao momento final do aquecimento da amostra (onde se verifica um contraste térmico considerável entre toda a superfície da amostra e a sua vizinhança) é binarizado. Nesta imagem, são posteriormente preenchidos potenciais "furos" dentro da região da amostra e o contorno da região resultante é ligeiramente erodido. Para que a amostra seja isolada, é extraída a *bounding box*

do *blob* correspondente à região previamente guardada, de modo a recortar cada imagem ao longo do tempo de acordo com as dimensões da *bounding box* guardada.

Para além destes processos, é ainda necessário realizar uma ligeira redução da dimensão desta *bounding box*, uma vez que zonas da vizinhança da amostra podem continuar visíveis na região guardada nos processos anteriores. É necessário garantir que estas regiões da vizinhança não estão incluídas na região de interesse, uma vez que podem influenciar significativamente o posterior processamento das imagens. A presença da vizinhança na região da *bounding box* deve-se à posição da amostra no aparato laboratorial, que pode estar ligeiramente desalinhada com a câmara, o que resulta em arestas desalinhadas com os limites da imagem.

É possível verificar esta influência na Figura 4.5, onde se podem observar captações da vizinhança da amostra, principalmente no canto superior esquerdo. O contorno a vermelho representa as dimensões da *bounding box*.

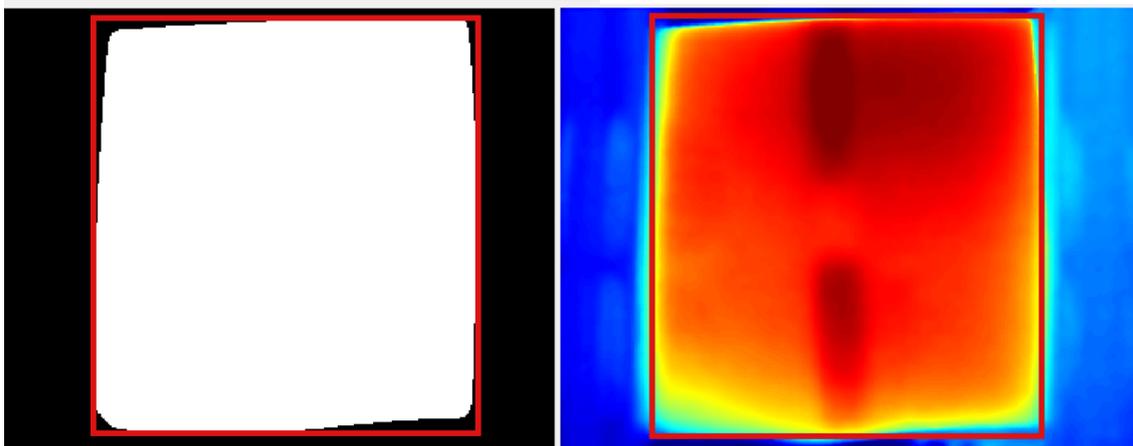


Figura 4.5: Esquema representativo da influência das zonas da vizinhança da amostra incluídas na região de interesse.

Imagem binária (à esquerda) proveniente do *frame* correspondente ao momento final do aquecimento da amostra (à direita).

Na Figura 4.6 pode-se observar a correção da dimensão da região de interesse, após se terem reduzido as dimensões da *bounding box* em 10%. O contorno a vermelho representa as dimensões da *bounding box* corrigida.

Assim que a região de interesse é recortada de cada imagem ao longo do tempo, o código devolve um aviso na janela de comandos para alertar o utilizador que o pré-processamento foi concluído com sucesso. É também devolvido um vídeo do ensaio com os *frames* processados até à 5ª etapa, ou seja, um vídeo do ensaio realizado a cores, como se encontra representado na Figura 4.7.

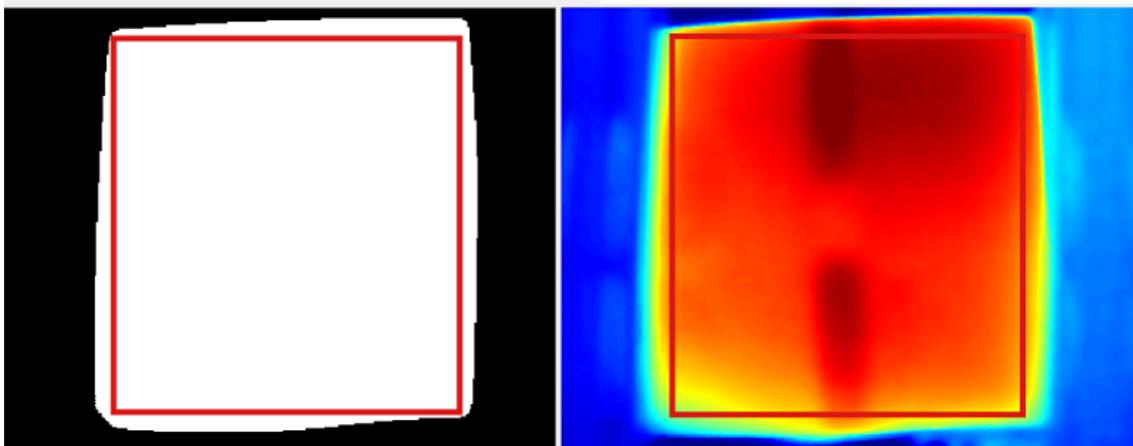


Figura 4.6: Esquema representativo da correção da dimensão da região de interesse. Imagem binária (à esquerda) proveniente do *frame* correspondente ao momento final do aquecimento da amostra (à direita)

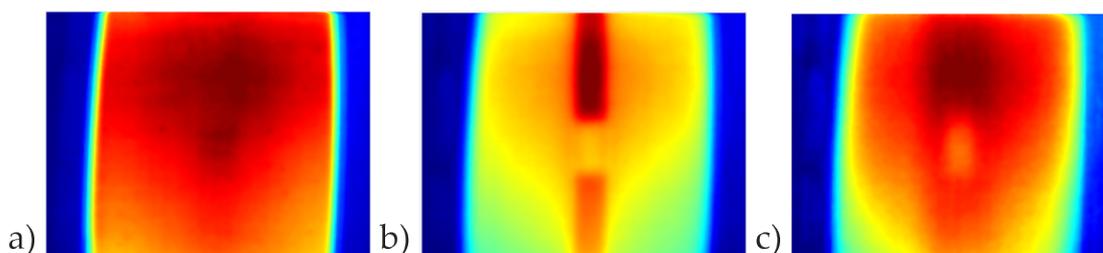


Figura 4.7: Representação do vídeo a cores devolvido pelo código. *Frames* captados (a) durante o aquecimento da amostra, (b) no instante de maior contraste da intensidade dos *pixels* do defeito com a intensidade dos da sua vizinhança e (c) próximo do equilíbrio térmico entre a superfície da amostra e a sua vizinhança.

4.4 Processamento de Imagem

Durante o processamento de imagem são aplicados os filtros principais às imagens para que o sistema seja capaz de distinguir uma zona defeituosa de uma zona não-defeituosa. O fluxograma apresentado na Figura 4.8 resume as técnicas utilizadas nesta fase do sistema.

4.4.1 Principais filtros aplicados

Os primeiros filtros aplicados têm o objetivo de destacar as anomalias detetadas na amostra, para que sejam posteriormente criadas imagens binárias de onde se podem detetar *blobs* que poderão corresponder a defeitos. Como muitos dos *blobs* inicialmente detetados não correspondem a defeitos, estas falsas deteções são também filtradas antes de se retirarem as propriedades dos *blobs* correspondentes a defeitos na amostra.

Os primeiros dois filtros aplicados em cada *frame* tratam-se de uma combinação de dilatação morfológica e de uma operação de aritmética de imagem, com o objetivo de remover

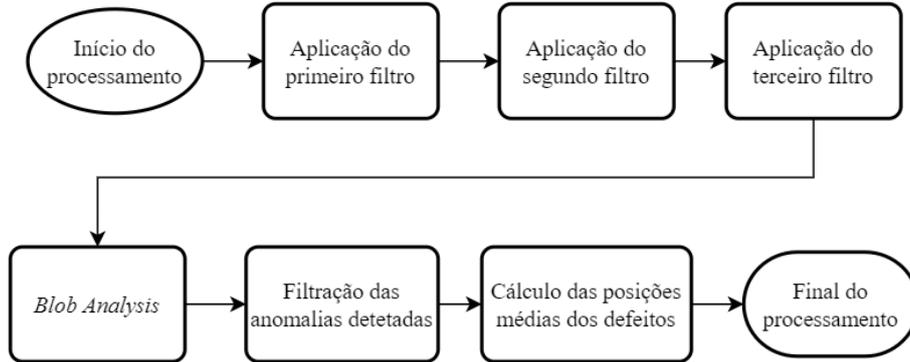


Figura 4.8: Fluxograma da fase de processamento de imagem.

iluminação irregular e de realçar a fronteira das anomalias detetadas. Este processo pode ser representado de acordo com a Equações 4.1 e 4.2.

$$\mathbf{I}_{\text{filtro1}_{ij}}(t) = 2 \cdot \mathbf{I}_{\text{amostra}_{ij}}(t) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{I}_{\text{amostra}_{i-m,j-n}^{i+m,j+n}}(t) \quad (4.1)$$

onde $\mathbf{I}_{\text{amostra}_{ij}}(t)$ corresponde ao *pixel* (i, j) do *frame* t da série de imagens do ensaio com a amostra isolada da restante imagem. \mathbf{A} representa o fator da dilatação morfológica (neste caso, uma matriz que representa um disco com um raio de 6 *pixels*). Os índices m e n correspondem à vizinhança do *pixel* (i, j) percorrida pelo elemento estrutural \mathbf{A} . $\mathbf{I}_{\text{amostra}_{ij}}(t) \in [0, 255]$.

$$\mathbf{I}_{\text{filtro2}_{ij}}(t) = \mathbf{B} \cdot \mathbf{I}_{\text{filtro1}_{i-m,j-n}^{i+m,j+n}}(t) - \mathbf{I}_{\text{filtro1}_{ij}}(t) + 40 \quad (4.2)$$

onde \mathbf{B} corresponde ao fator de dilatação morfológica (neste caso, uma matriz que representa um disco com raio de 5 *pixels*). Os índices m e n correspondem à vizinhança do *pixel* (i, j) percorrida pelo elemento estrutural \mathbf{B} . $\mathbf{I}_{\text{filtro2}_{ij}}(t) \in [0, 255]$.

Para que os potenciais defeitos sejam evidenciados, a imagem de cada *frame* resultante do segundo filtro é ainda segmentada de acordo com o pico do seu histograma. Os *pixels* que tiverem uma intensidade inferior ao valor máximo do histograma do respetivo *frame* (ou seja, os *pixels* com um valor inferior àquele que existe em maior quantidade) serão igualados a um, e os restantes a zero. Esta segmentação encontra-se exemplificado no histograma apresentado na Figura 4.9, onde os *pixels* que tiverem um valor inferior ao destacado pela linha vermelha serão igualados a um, e os restantes a zero.

O resultado de cada filtro pode ser observado na Figura 4.10.

4.4.2 Filtração das anomalias detetadas

A partir desta segmentação, torna-se possível detetar *blobs* em cada *frame*, que podem ou não corresponder a defeitos na amostra. Numa primeira instância, através de *Blob Analysis* (uma *framework* de visão computacional para a detecção e análise de *blobs*) o centróide de cada *blob* presente num *frame* é guardado numa matriz se a sua área estiver compreendida entre um valor mínimo e máximo, especificados pelo código. Este intervalo tem em conta a área da

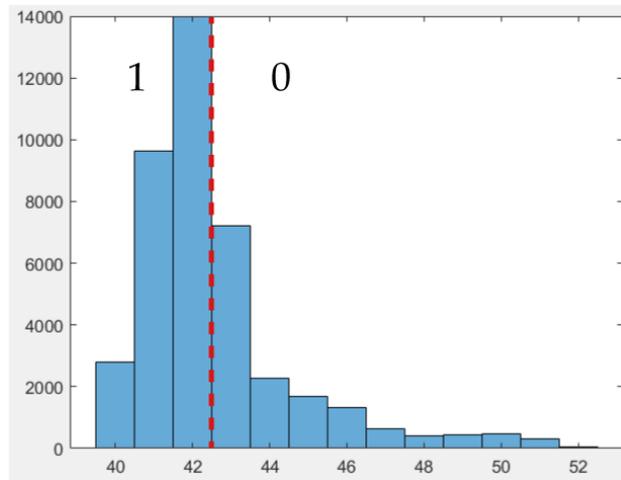


Figura 4.9: Exemplo de histograma da imagem resultante do segundo filtro num dado *frame*. A linha das abcissas corresponde à intensidade dos *pixels* da imagem e a linha das ordenadas à quantidade de *pixels* com uma determinada intensidade.

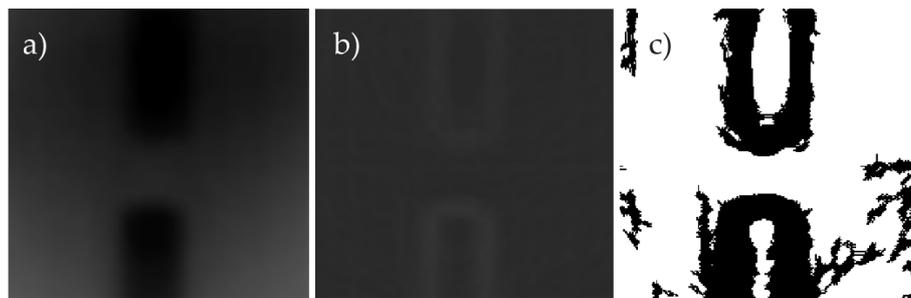


Figura 4.10: Resultado da aplicação de cada filtro no *frame* correspondente ao instante de maior contraste da intensidade dos *pixels* do defeito com a intensidade dos da sua vizinhança. Aplicação do (a) primeiro filtro, (b) segundo filtro e (c) terceiro filtro.

superfície da amostra e tem como objetivo evitar que se contabilizem *blobs* de reduzida dimensão que correspondam a efeitos de ruído da imagem. A Figura 4.11 apresenta um exemplo do efeito desta primeira filtração.

Após todos os *frames* terem passado por esta *Blob Analysis*, as coordenadas dos centróides dos *blobs* detetados são guardadas numa matriz com a dimensão de $n \times 2 \times t$, como representado na Equação 4.3.

$$\begin{bmatrix} n_1(x, t) & n_1(y, t) \\ n_2(x, t) & n_2(y, t) \\ \vdots & \vdots \\ n_n(x, t) & n_n(y, t) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

onde n representa o número máximo de *blobs* detetados entre cada *frame*, a primeira coluna corresponde à abcissa da coordenada do defeito n e a segunda à sua ordenada, e t o número de *frames* do vídeo.

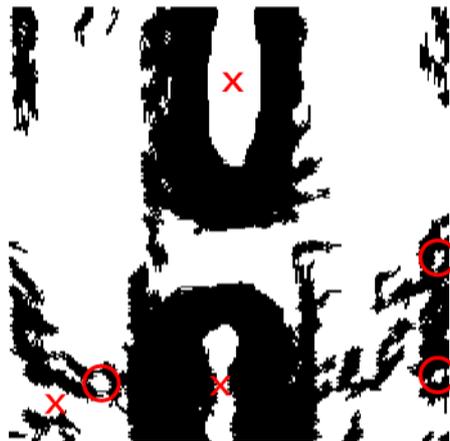


Figura 4.11: Imagem exemplificativa da primeira filtração dos *blobs* presentes num *frame* resultante do terceiro filtro. Os *blobs* sinalizados por uma cruz são considerados, pois apresentam uma área compreendida no intervalo especificado pelo código, e os sinalizados por um círculo não.

Mesmo com esta análise, alguns *blobs* detetados continuam a corresponder a irregularidades na imagem e não a defeitos, pelo que é necessário aplicar mais técnicas de filtração para que seja possível definir quais correspondem ou não a defeitos na amostra.

Para que o centróide de um *blob* seja considerado um defeito, é necessário que o mesmo tenha uma posição estável ao longo do tempo, uma vez que um defeito permanecerá na mesma zona da imagem, mas instabilidades na imagem vão-se alterando ao longo de cada tempo. Desta forma, o código filtra todos os centróides guardados na matriz supramencionada, anulando aqueles que não mantenham a sua posição na mesma zona ao longo de vários *frames*.

Para possibilitar esta distinção, a matriz da imagem da amostra isolada é dividida em várias matrizes de reduzida dimensão (6 linhas e 6 colunas), representando várias regiões ao longo da imagem, cada uma com o seu respetivo índice. O centróide de um defeito estabilizará na mesma zona, mas o de outros *blobs* terão posições distintas ao longo do tempo. Assim, as coordenadas dos centróides que surjam várias vezes no mesmo índice tratar-se-ão de defeitos e serão guardados em conjunto com o respetivo índice. Esta técnica encontra-se exemplificada na Figura 4.12, onde é possível verificar que os centróides correspondentes a defeitos se mantêm na mesma região e os restantes têm posições imprevisíveis.

Uma vez que o vídeo adquirido capta o ensaio desde o momento em que as luzes do ensaio se acendem até ao momento em que a amostra se aproxima do equilíbrio térmico, o intervalo de *frames* a analisar deverá começar no momento em que a amostra começa a arrefecer e deverá terminar antes da amostra entrar na fase de equilíbrio térmico. Por este motivo, a partir deste ponto, de modo a evitar processar imagens onde seja improvável observar defeitos, o processamento das restantes imagens será feito num intervalo de tempo especificado pelo código.

Após se definirem as regiões de reduzida dimensão na imagem a processar e se atribuírem índices a cada região na imagem, é realizado um somatório da incidência dos *blobs* em cada índice ao longo do tempo, recorrendo à matriz guardada com o registo das coordenadas dos

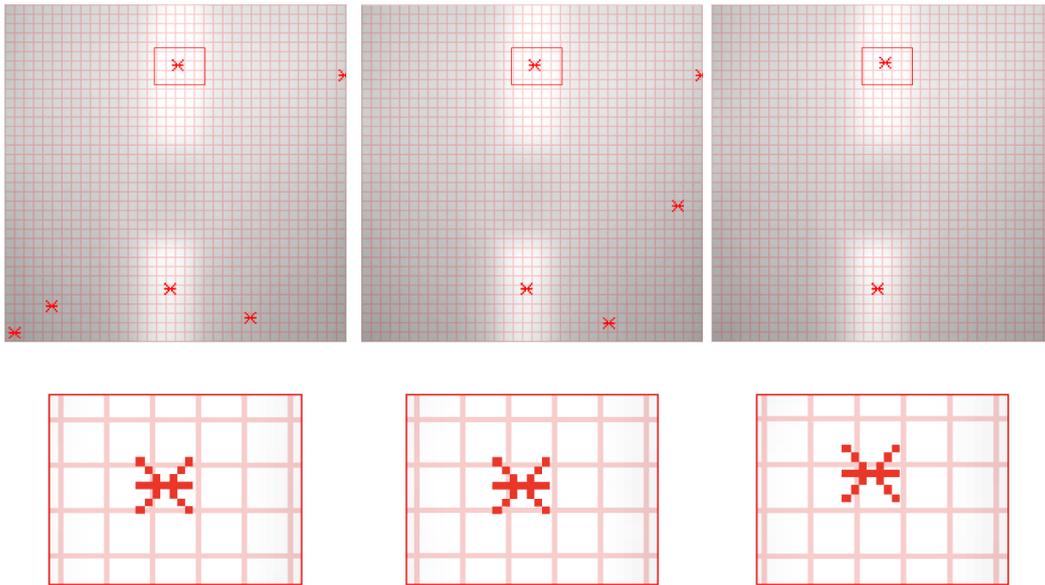


Figura 4.12: Representação da divisão da matriz da imagem em matrizes de reduzida dimensão em 3 *frames* distintos. É possível observar que a posição do defeito superior não é igual ao longo do tempo, mas mantém-se no mesmo índice.

centróides de todos os *blobs* detetados. O processo deste somatório encontra-se esquematizado no fluxograma da Figura 4.13.

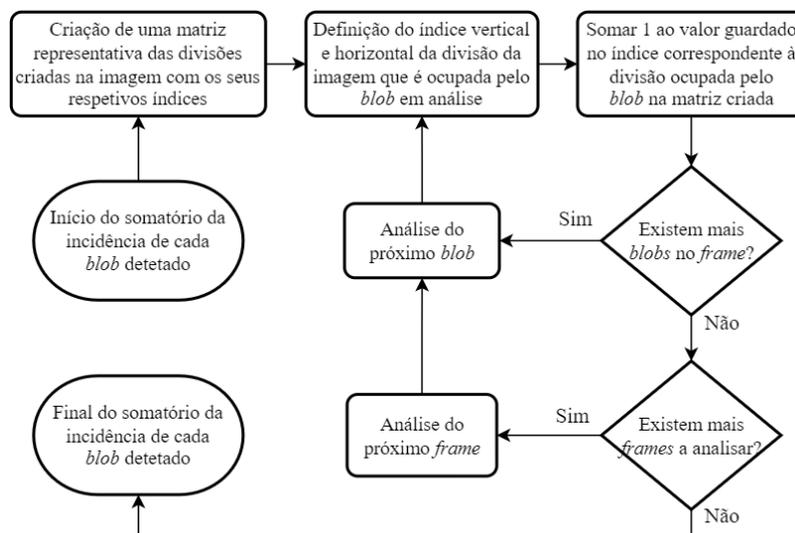


Figura 4.13: Fluxograma do somatório da incidência dos *blobs* em cada divisão da imagem ao longo do tempo.

Ao visualizar o número de vezes que um *blob* aparece numa determinada zona, torna-se evidente quais são as zonas que correspondem ou não a defeitos. No entanto, é ainda importante ter em conta as coordenadas que coincidam com o limite de um índice e não foram devidamente contabilizados. Para ultrapassar este aspeto, todos os índices que tenham

uma incidência superior a uma certa fração (fração₁) dos *frames* analisados são guardados e os valores em seu redor são somados ao seu valor, como representado nas Equações 4.4 e 4.5.

$$V_{\text{índice}_{n,2}} = \begin{cases} k,l & \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k,l}} > \text{fração}_1 \times (\text{frame}_{\text{final}} - \text{frame}_{\text{inicial}}) \\ \emptyset & \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k,l}} \leq \text{fração}_1 \times (\text{frame}_{\text{final}} - \text{frame}_{\text{inicial}}) \end{cases} \quad (4.4)$$

$$\mathbf{M}'_{\text{divisões}_{k',l'}} = \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k',l'}} + \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k'+1,l'}} + \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k'-1,l'}} + \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k',l'+1}} + \mathbf{M}_{\text{divisões}_{k',l'-1}} \quad (4.5)$$

onde $V_{\text{índice}_{n,2}}$ corresponde à matriz que guarda os índices com uma incidência que respeite a condição apresentada, n representa o número de índices totais guardados, a primeira coluna corresponde à abcissa de um índice e a segunda à sua ordenada. $\mathbf{M}_{\text{divisões}_{k,l}}$ representa a matriz representativa das divisões criadas na imagem com os seus respetivos índices, sendo que todos os índices são representados por k,l e aqueles que são guardados correspondem a k',l' . A diferença entre o primeiro e o último *frame* analisados é representado por $\text{frame}_{\text{final}} - \text{frame}_{\text{inicial}}$.

Após se considerarem estes valores, guardam-se os índices que tenham uma incidência superior a uma nova fração (fração₂, superior a fração₁) dos *frames* analisados, à semelhança da Equação 4.4.

Na Figura 4.14 apresenta-se um exemplo desta análise, onde foram analisados 525 dos 1043 *frames* adquiridos. É possível observar que o centróide assinalado a verde surge 315 vezes no índice (17,29), o que corresponde a 60% de 525. Uma vez que este valor é superior à primeira fração considerada dos *frames* analisados, este índice é guardado, e são somados os valores em seu redor, resultando num valor superior à segunda fração considerada de 525. Considera-se, assim, que este centróide corresponde a um defeito. Já no caso do centróide assinalado a azul, tal não acontece, tratando-se de um *blob* correspondente a instabilidades na imagem.

Torna-se assim possível criar uma nova matriz contendo todas as coordenadas dos centróides dos defeitos ao longo dos *frames* analisados e de calcular a posição média dos centróides de cada defeito detetado. O número de defeitos detetados é também guardado, de acordo com o número de índices guardados no processo anterior. Caso nenhum defeito tenha sido detetado, o código termina aqui e o código devolve um aviso ao utilizador.

O fluxograma apresentado na Figura 4.15 resume as técnicas descritas ao longo do presente subcapítulo.

4.5 Apresentação dos resultados obtidos

Com todas as imagens processadas ao longo do tempo e com todos os defeitos detetados filtrados, torna-se possível apresentar os resultados obtidos ao utilizador para possibilitar a análise dos dados recolhidos no ensaio.

As propriedades dos defeitos são, assim, extraídas dos respetivos *blobs*. As propriedades de interesse para a presente dissertação são a área e o diâmetro equivalente do *blob* (ambas em *pixels*). Para isso, são guardadas as propriedades de todos os *blobs* detetados, para que

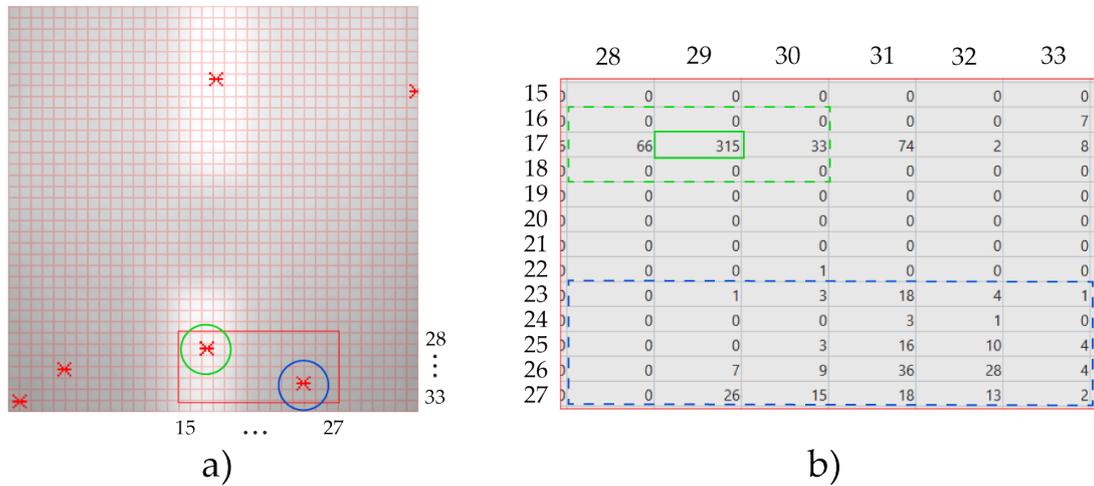


Figura 4.14: Exemplo do resultado da soma da incidência dos centróides correspondentes aos *blobs* detetados, onde se pode confirmar que o centróide assinalado a verde é um defeito.

a) Visualização de centróides detetados num dado *frame* e b) resultado da soma da incidência de *blobs* ao longo do tempo na região evidenciada a vermelho.

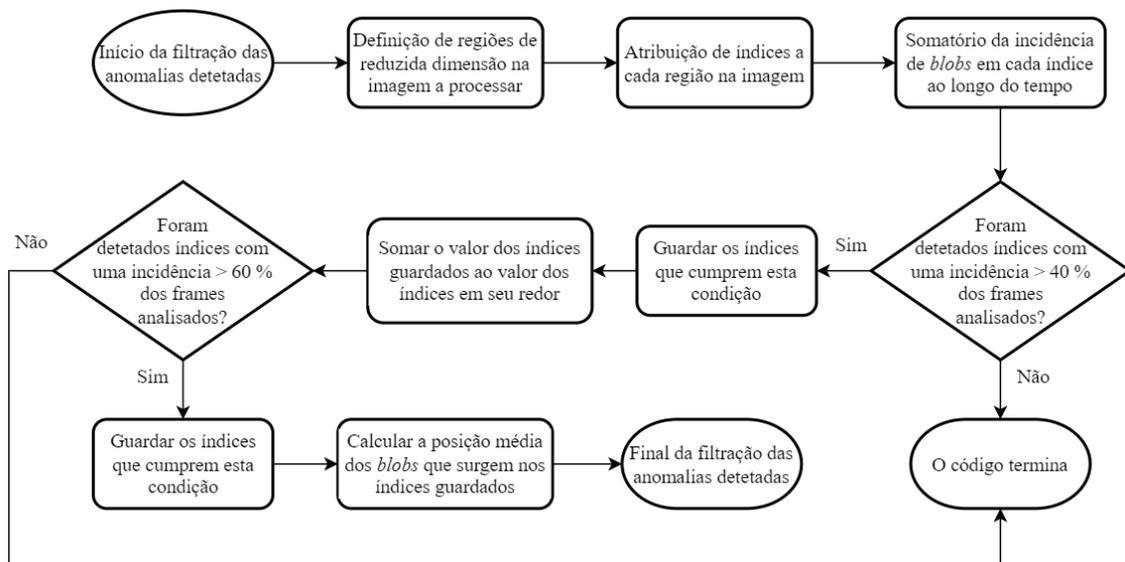


Figura 4.15: Fluxograma do processo de filtração das anomalias detetadas no subcapítulo anterior.

possam ser posteriormente filtradas de acordo com as suas coordenadas. Isto é, os *blobs* que tiverem centróides que correspondam aos índices dos defeitos identificados serão guardados, assim como as suas propriedades.

Uma vez que os valores da área e do diâmetro equivalente de um *blob* variam ligeiramente ao longo do tempo (dado que a forma dos *blobs* não é completamente estável), os mesmos são guardados numa matriz com a dimensão $n \times 1 \times \text{frames}$ para cada propriedade, e destas matrizes são retirados os valores mínimo, máximo e médio de cada propriedade para cada defeito ao longo do tempo.

Para além da área e do diâmetro de cada defeito, é também possível determinar a diferença entre a intensidade dos *pixels* de cada defeito detetado com a intensidade média da sua vizinhança ao longo do tempo.

A partir desta diferença é possível estimar o contraste térmico entre a temperatura média do defeito e do resto da amostra ao longo do tempo, prevendo também qual o momento onde este contraste térmico é máximo. Deste modo, é efetuada uma operação de aritmética entre o valor do *pixel* correspondente ao centróide do defeito na imagem da amostra isolada e a média da sua vizinhança. A dimensão da vizinhança deve ser superior à dimensão do defeito em análise (ou seja, do seu diâmetro). Esta operação representa-se na Equação 4.6.

$$I_{\text{contraste}_{ij}}(t) = | I_{\text{amostra}_{ij}}(t) - I_{\text{vizinhança}_{mn}_{ij}}(t) | \quad (4.6)$$

onde mn corresponde à dimensão da vizinhança do *pixel* ij .

Torna-se assim possível devolver todos estes dados ao utilizador de forma organizada numa janela, como se pode observar na Figura 4.16. No topo, apresentam-se duas imagens do ensaio no instante aproximado de maior contraste térmico de um dos defeitos detetados: uma com a sinalização dos defeitos detetados (à esquerda) e outra com a área máxima de cada defeito relativamente à área da amostra (à direita). No fundo, apresenta-se um gráfico que representa a evolução temporal do contraste da intensidade do valor dos *pixels* de cada defeito relativamente à sua vizinhança. Neste gráfico, são apresentados os valores experimentais e as suas funções aproximadas. É também assinalado o provável instante de contraste máximo para cada defeito de acordo com a respetiva curva de ajustamento de dados.

O raio do círculo a identificar cada defeito é igual à metade do diâmetro equivalente médio do respetivo *blob*.

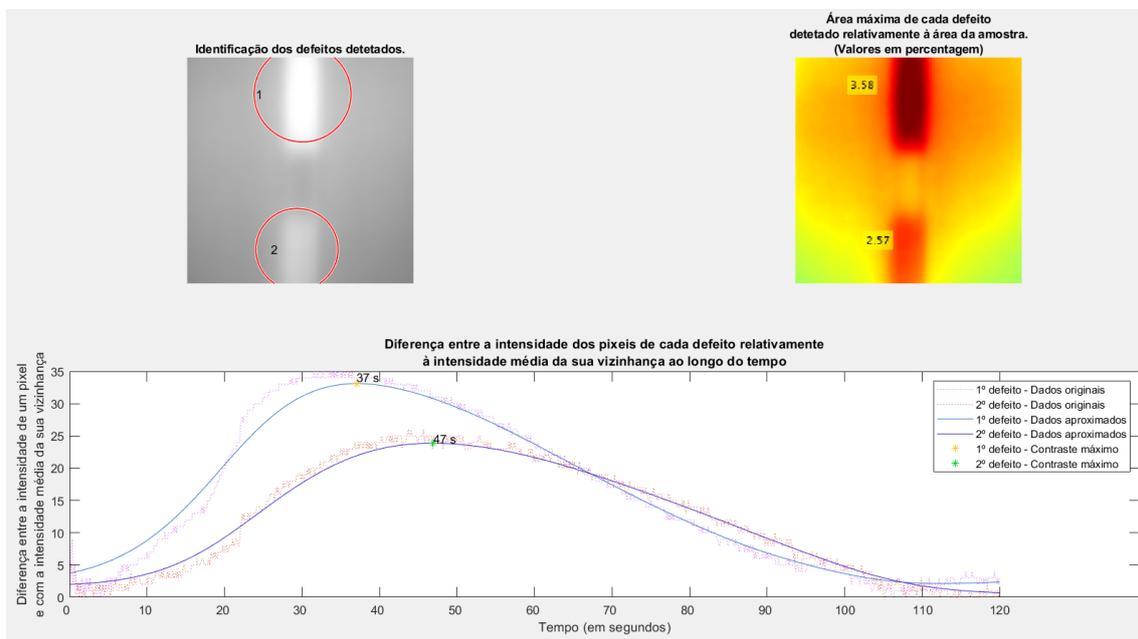


Figura 4.16: Exemplo de janela devolvida no final do algoritmo que apresenta os dados obtidos num ensaio para análise do utilizador.

Resultados e Discussão

5.1 Introdução

Neste capítulo são apresentados os resultados para os ensaios de termografia realizados para cada um dos provetes.

Todos os provetes foram excitados termicamente durante 20 segundos e a posterior aquisição de vídeo deu-se durante 90 segundos, 100 segundos ou 120 segundos. Os intervalos mínimos e máximos para a primeira filtração dos *blobs* detetados, referido no Subcapítulo 4.4.2, foram 0,2% e 10% da área da amostra. Os valores considerados para a fração₁ e fração₂, referidos no mesmo Subcapítulo, nos ensaios realizados foram 40% e 60%, respetivamente, tendo sido obtidos empiricamente, correspondendo a um compromisso equilibrado entre uma filtração adequada de anomalias não correspondentes a defeitos, e uma filtração inadequada de defeitos visíveis pelo utilizador mas suficientemente instáveis para não serem reconhecidos pelo programa. Isto é, reduzindo estes valores (para 30% e 50%, por exemplo) pode aumentar a probabilidade de detetar um defeito relativamente instável, mas pode também aumentar a probabilidade de reconhecer ruído como um falso defeito.

Os resultados serão analisados de acordo com os dados devolvidos no final do programa desenvolvido. Para complementar esta análise, também se apresentam os *frames* dos respetivos ensaios ao longo do tempo. Os *frames* escolhidos para a análise de cada ensaio serão os correspondentes ao momento final de aquecimento (20 segundos), o momento da diferença máxima entre a intensidade do *pixel* de um dos defeitos relativamente à intensidade média da sua vizinhança, e um momento de referência próximo da fase de equilíbrio térmico com a vizinhança da amostra (90 segundos).

O objetivo do sistema de reconhecimento de defeitos desenvolvido é identificar automaticamente defeitos presentes no interior de materiais compósitos de matriz polimérica, e de apresentar dados sobre estes defeitos para análise do utilizador. Foram realizados ensaios com diversas amostras com diferentes tipos de delaminações, de modo a maximizar a eficácia deste sistema na deteção de defeitos em materiais compósitos de matriz polimérica. Outra preocupação presente durante o desenvolvimento do sistema foi o de garantir que os resultados apresentados no final do código fossem concordantes com as propriedades físicas de cada

proвете, nomeadamente no que diz respeito à aproximação do comportamento dos perfis de temperatura de cada provete de acordo com a condutividade térmica das fibras presentes em cada provete produzidos por Silva [48]. Este aspeto é refletido nas diferenças dos valores de cada pixel relativamente à sua vizinhança ao longo do tempo, como devolvido no final do código, pelo que se pode analisar esta evolução para confirmar se os resultados são concordantes com as propriedades físicas dos provetes.

5.2 Resultados para os Defeitos do Tipo I e do Tipo II

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II presentes nos provetes compósitos de matriz polimérica reforçados com fibras de carbono, vidro e kevlar, produzidos por Silva [48]. Será feita uma análise aos dados presentes nos resultados apresentados pelo algoritmo no final de cada ensaio, assim como uma análise complementar a termogramas de cada ensaio em determinados instantes do seu arrefecimento.

5.2.1 Proвете reforçado com fibra de carbono

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio do provete reforçado com fibra de carbono na Figura 5.1, de modo a detetar os seus defeitos do tipo I e do tipo II, pode-se começar por confirmar que ambos os defeitos foram detetados pelo sistema desenvolvido.

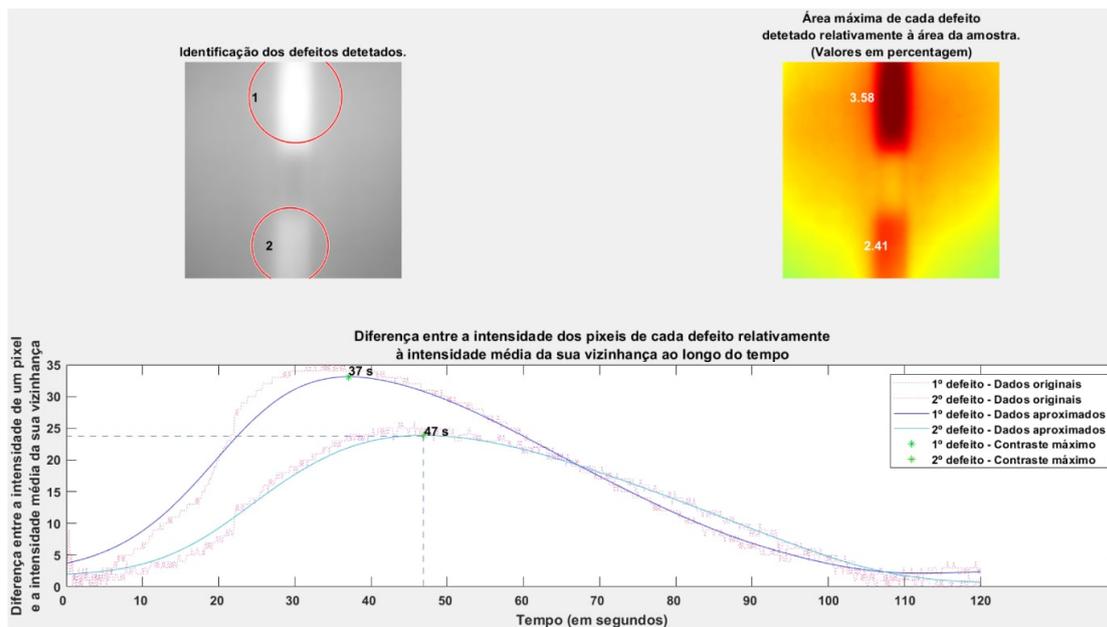


Figura 5.1: Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de carbono.

O facto do valor do contraste máximo no defeito I ser superior ao do defeito II era expectável, uma vez que o defeito do tipo II se encontra a meia espessura do provete e o do tipo I está mais próximo da superfície da amostra, pelo que calor acumulado neste defeito percorre uma menor distância e existem menos perdas de calor na sua condução. O mesmo se pode dizer

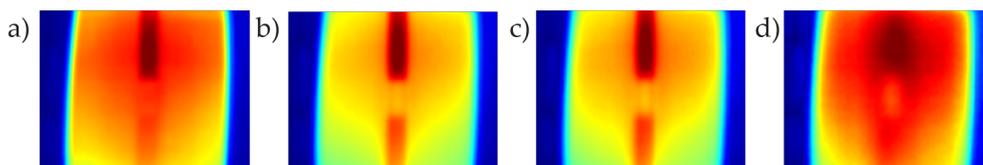


Figura 5.2: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos I e II do provete reforçado com fibra de carbono.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 37 segundos, c) 47 segundos e d) 90 segundos.

relativamente ao instante destes contrastes máximos, sendo que o instante para o defeito do tipo I ocorre 10 segundos antes do instante para o defeito do tipo II.

A Tabela 5.1 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos. O valor do "Contraste" corresponde ao contraste máximo entre a intensidade do *pixel* do seu centróide relativamente à sua vizinhança, do "Tempo" corresponde ao instante deste contraste máximo e da "Área" à área do defeito relativamente à área da amostra.

Tabela 5.1: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II do provete reforçado com fibra de carbono.

Tipo de Defeito	Tipo I (1)	Tipo II (2)
Tempo (s)	37	47
Contraste	34	24
Área (%)	3,58	2,57

5.2.2 Provete reforçado com fibra de vidro

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio do provete reforçado com fibra de vidro na Figura 5.3, de modo a detetar os seus defeitos do tipo I e do tipo II, pode-se começar por confirmar que ambos os defeitos foram detetados pelo sistema desenvolvido.

Igualmente ao provete reforçado com fibra de carbono, o facto do valor do contraste máximo no defeito I ser superior ao do defeito II era expectável. O mesmo se pode dizer relativamente ao instante destes contrastes máximos, sendo que o instante para o defeito do tipo I ocorre 11 segundos antes do instante para o defeito do tipo II.

A Tabela 5.2 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos.

5.2.3 Provete reforçado com fibra de kevlar

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio do provete reforçado com fibra de kevlar na Figura 5.5, de modo a detetar os seus defeitos do tipo I e do tipo II, pode-se

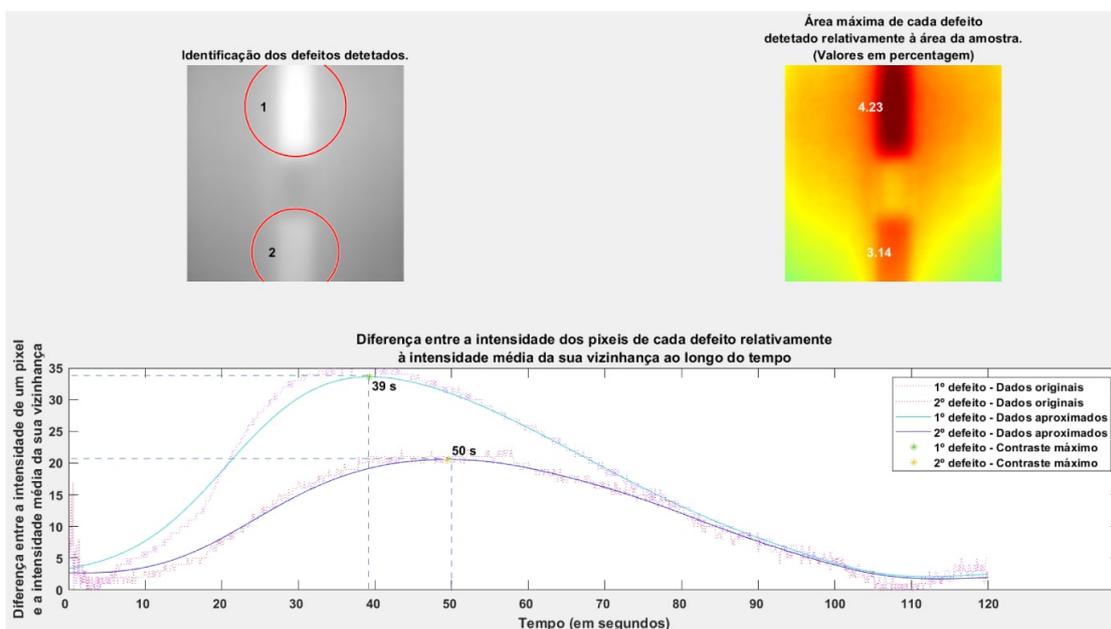


Figura 5.3: Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de vidro.

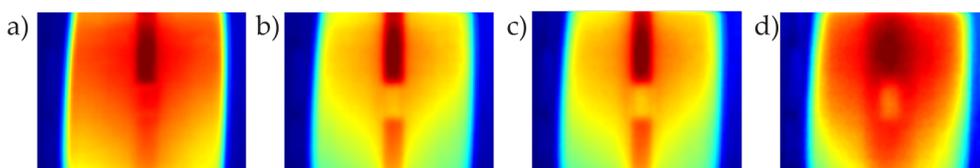


Figura 5.4: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos I e II do provete reforçado com fibra de vidro.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 39 segundos, c) 50 segundos e d) 90 segundos.

Tabela 5.2: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II do provete reforçado com fibra de vidro.

Tipo de Defeito	Tipo I (1)	Tipo II (2)
Tempo (s)	39	50
Contraste	34	21
Área (%)	4,23	3,24

começar por confirmar que apenas o defeito do tipo I foi detetado pelo sistema desenvolvido, apesar de se terem detetado duas anomalias sobrepostas, identificadas pelo número 1 e 2.

Uma vez que ambas as anomalias apresentam centróides semelhantes, o resultado da área máxima de cada um é também aproximado. É possível observar que os resultados são semelhantes para cada um dos defeitos detetados (o perfil do contraste da intensidade dos *pixels* e o valor da área relativa são semelhantes), não comprometendo significativamente os resultados para análise.

A Tabela 5.3 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a

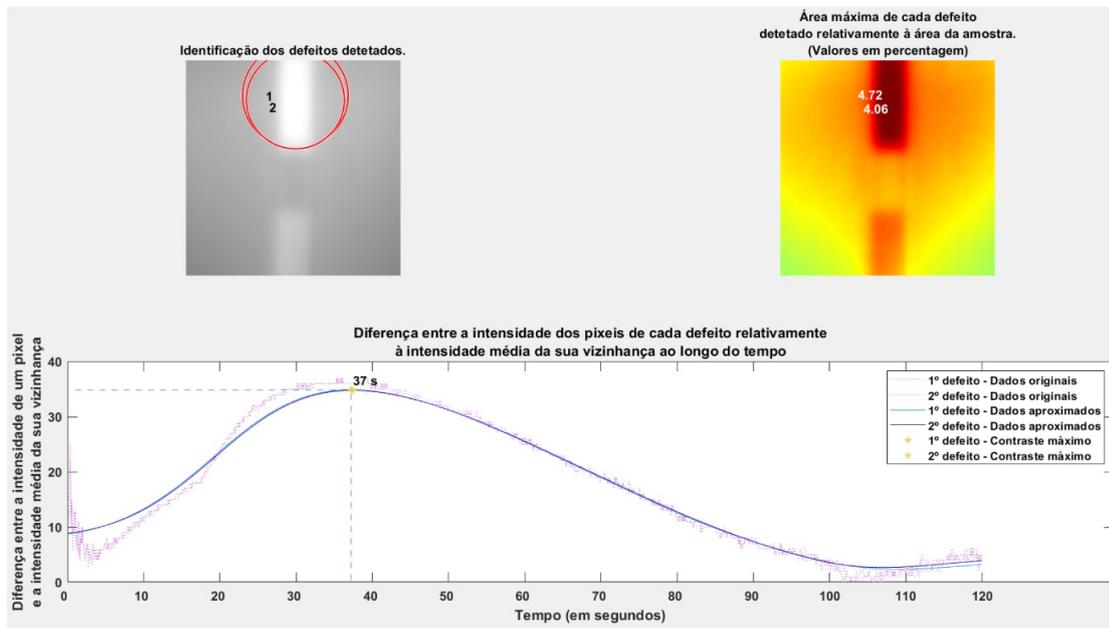


Figura 5.5: Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de kevlar.

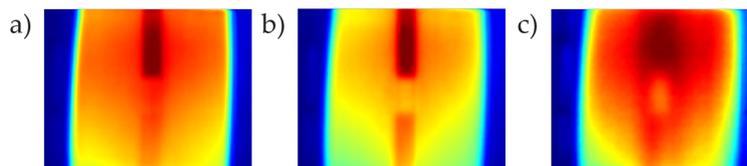


Figura 5.6: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos I e II do provete reforçado com fibra de kevlar.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 38 segundos e c) 90 segundos.

análise dos mesmos.

Tabela 5.3: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo I e do tipo II do provete reforçado com fibra de kevlar.

Tipo de Defeito	Tipo I (1)	Tipo I (2)
Tempo (s)	38	38
Contraste	36	36
Área (%)	5,01	5,15

5.3 Resultados para os Defeitos do Tipo II e do Tipo III

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo II presentes nos provetes compósitos de matriz polimérica reforçados com fibras de carbono, vidro e kevlar, produzidos por Silva [48]. Será feita uma análise aos dados presentes nos resultados

apresentados pelo algoritmo no final de cada ensaio, assim como uma análise complementar a termogramas de cada ensaio em determinados instantes do seu arrefecimento.

5.3.1 Provete reforçado com fibra de carbono

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio do provete reforçado com fibra de carbono na Figura 5.7, de modo a detetar os seus defeitos do tipo II e do tipo III, pode-se começar por confirmar que ambos os defeitos foram detetados pelo sistema desenvolvido.

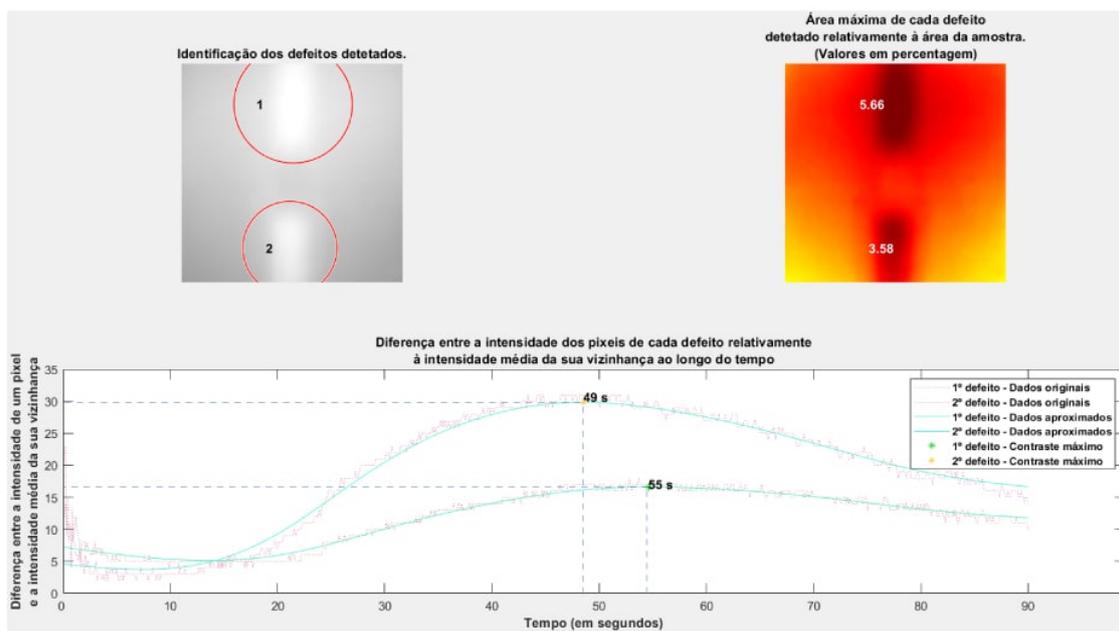


Figura 5.7: Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de carbono.

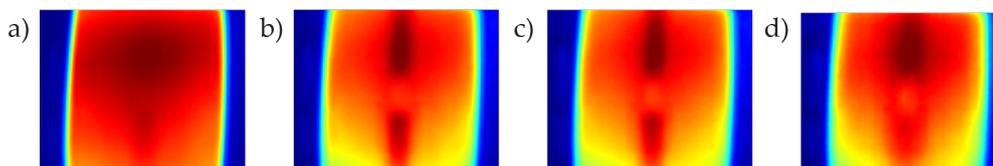


Figura 5.8: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos II e III do provete reforçado com fibra de carbono. Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 49 segundos, c) 55 segundos e d) 90 segundos.

A Tabela 5.4 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos.

Tabela 5.4: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo III do provete reforçado com fibra de carbono.

Tipo de Defeito	Tipo II (2)	Tipo III (1)
Tempo (s)	55	49
Contraste	17	30
Área (%)	3,58	5,66

5.3.2 Provete reforçado com fibra de vidro

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio do provete reforçado com fibra de vidro na Figura 5.9, de modo a detetar os seus defeitos do tipo II e do tipo III, pode-se começar por verificar que ambos os defeitos foram detetados pelo sistema desenvolvido, apesar do sistema ter detetado o defeito do tipo II em 2 posições diferentes, como se este defeito estivesse dividido em dois. Verifica-se que, no defeito de tipo II, os instantes de contraste máximo são sensivelmente iguais, mas os valores dos contrastes são diferentes (com uma diferença de 10 unidades), mantendo a forma do perfil do contraste (ou seja, a variação do contraste da intensidade dos *pixels* ao longo do tempo em ambas as divisões é semelhante).

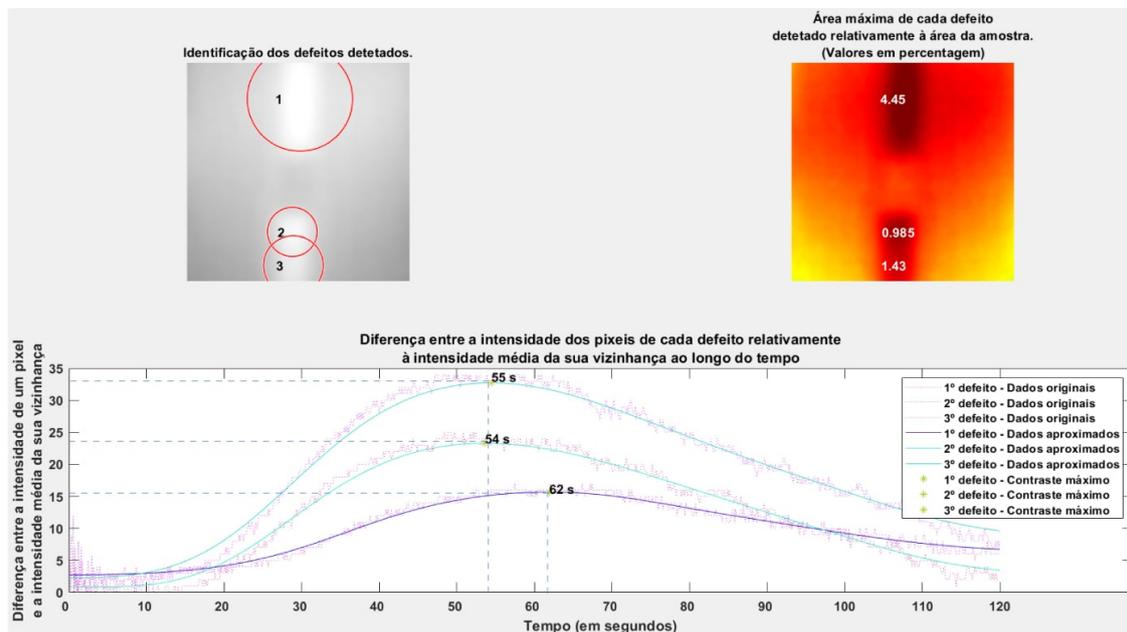


Figura 5.9: Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de vidro.

A Tabela 5.5 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos, sendo que, para o defeito de tipo II, os valores para o tempo e contraste são o valor médio dos mesmos e o valor da área é a soma das duas.

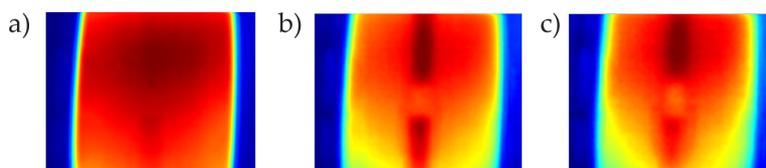


Figura 5.10: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos II e III do provete reforçado com fibra de vidro.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 55 segundos e c) 90 segundos.

Tabela 5.5: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo III do provete reforçado com fibra de vidro.

Tipo de Defeito	Tipo II (2)	Tipo III (1)
Tempo (s)	55	62
Contraste	29	16
Área (%)	2,42	4,61

5.3.3 Provete reforçado com fibra de kevlar

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio do provete reforçado com fibra de kevlar na Figura 5.11, de modo a detetar os seus defeitos do tipo II e do tipo III, pode-se começar por confirmar que ambos os defeitos foram detetados pelo sistema desenvolvido.

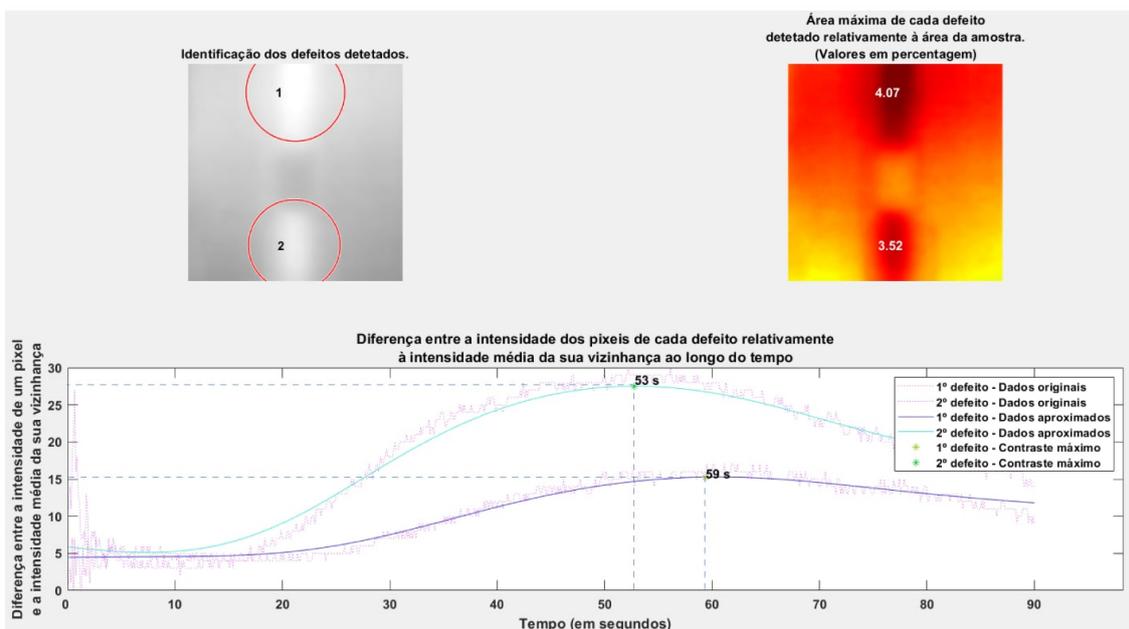


Figura 5.11: Resultado devolvido pelo código para o provete reforçado com fibra de kevlar.

A Tabela 5.6 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos.

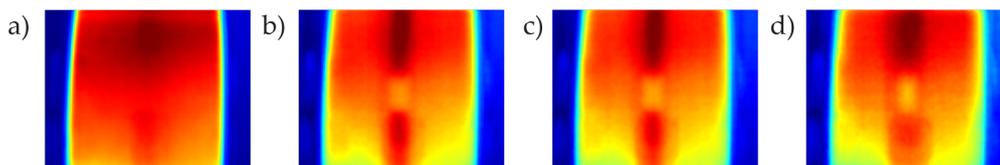


Figura 5.12: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos dos tipos II e III do provete reforçado com fibra de kevlar.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 53 segundos, c) 59 segundos e d) 90 segundos.

Tabela 5.6: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do tipo II e do tipo III do provete reforçado com fibra de kevlar.

Tipo de Defeito	Tipo II (2)	Tipo III (1)
Tempo (s)	53	59
Contraste	27	15
Área (%)	3,52	4,07

5.4 Resultados para o provete com 3 delaminações

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos para os defeitos no provete com 3 delaminações, produzido por Gomes [47]. Será feita uma análise aos dados presentes nos resultados apresentados pelo algoritmo no final de um dos ensaios realizados neste provete, assim como uma análise complementar a termogramas do ensaio em determinados instantes do seu aquecimento.

Analisando os dados devolvidos pelo algoritmo no final do ensaio deste provete na Figura 5.13, de modo a detetar as suas 3 delaminações, verifica-se que apenas duas foram detetadas pelo sistema desenvolvido.

Verifica-se que o contraste ao longo do tempo do defeito número 2 é menor ao número 1, o que é possível confirmar nos termogramas apresentados ao longo do tempo presentes na Figura 5.14, onde a zona circundante à geometria do defeito tem valores mais elevados relativamente ao que acontece no defeito 1. Ao contrário das amostras com os defeitos de tipo I, II e III, os defeitos presentes neste provete encontram-se todos à mesma distância da superfície em análise, pelo que esta diferença de contrastes provavelmente se deve principalmente ao aquecimento heterogéneo da amostra.

Apesar da delaminação triangular não ter sido detetada pelo sistema, a mesma continua visível no termograma, pelo que será possível deteta-la implementando melhorias no código desenvolvido.

Este resultado pode ter sido afetado durante a aplicação dos filtros presentes na etapa de processamento de imagem. Ao analisar os *frames* correspondentes aos instantes de maior contraste entre a intensidade dos *pixels* das imagens resultantes da aplicação do terceiro filtro, ilustrados na Figura 5.15, é possível analisar os *blobs* presentes nestes *frames*, onde se verifica que os correspondentes às delaminações detetadas mantêm uma forma e posição constantes.

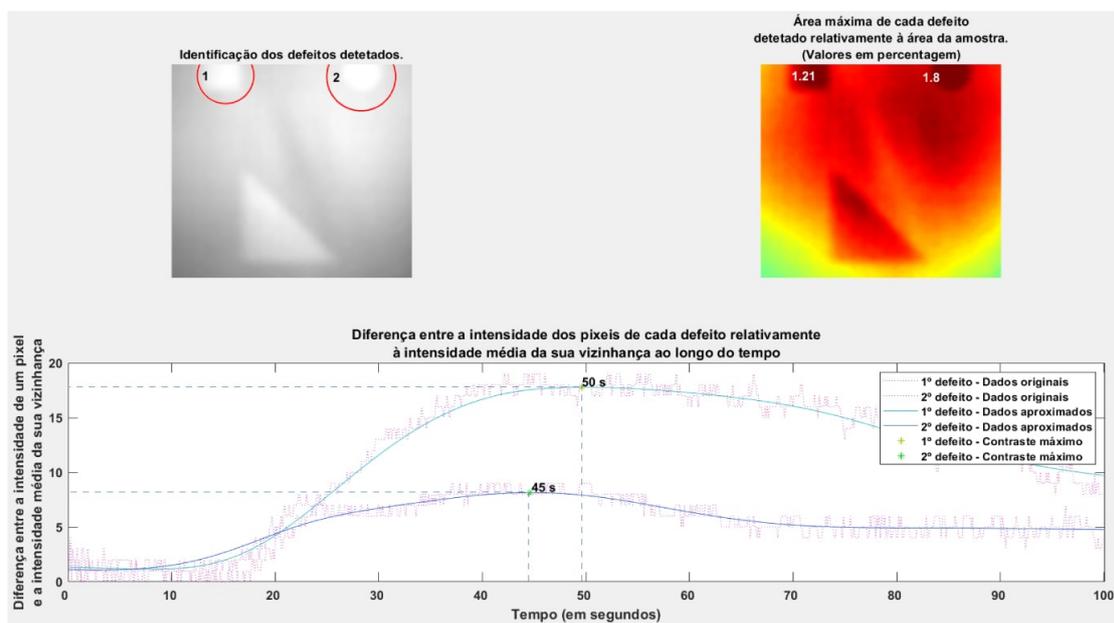


Figura 5.13: Resultado devolvido pelo código para o provete de 3 delaminações.

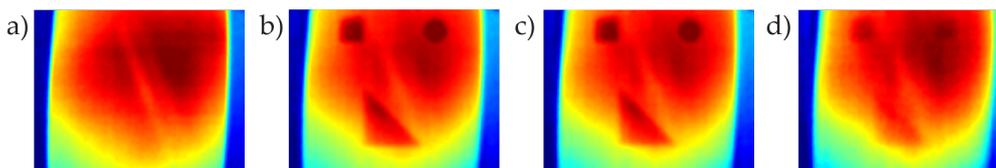


Figura 5.14: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos presentes no provete com 3 delaminações.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 45 segundos, c) 50 segundos e d) 90 segundos.

No entanto, a região da delaminação triangular encontra-se dividida em 2 *blobs* que se fundem e se separam ao longo do tempo, resultando em posições e formas imprevisíveis. Consequentemente, o algoritmo a filtra estes *blobs* devido à sua baixa incidência na mesma posição (inferior a 40%) e o defeito não é detetado pelo sistema.

A filtração deste defeito poderá ter sido afetada por uma dissipação heterogénea de calor ao longo da distância entre a delaminação e a superfície da amostra, uma vez que a sua área é extensa relativamente às restantes delaminações. Ou seja, defeitos com uma dimensão relativamente reduzida terão valores semelhantes ao longo da sua área, mas defeitos com uma dimensão superior apresentarão valores variados ao longo da sua área, o que poderá implicar técnicas complementares de processamento de imagem.

A Tabela 5.7 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos.

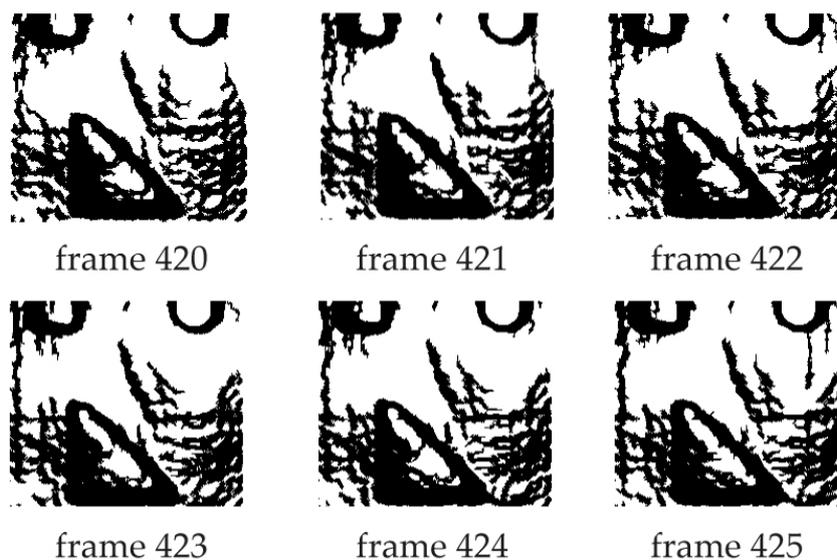


Figura 5.15: Representação de seis *frames* da imagem resultante da aplicação do terceiro filtro da etapa de processamento de imagem, onde é possível observar os *blobs* criados ao longo do ensaio com o provete de 3 delaminações.

Tabela 5.7: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do provete com 3 delaminações.

Número do Defeito	1	2
Tempo (s)	50	45
Contraste	17	8
Área (%)	1,21	1,8

5.5 Resultados para o provete com 15 delaminações

Nesta secção são apresentados os resultados obtidos para os defeitos no provete com 15 delaminações, produzido por Gomes [47]. Será feita uma análise aos dados presentes nos resultados apresentados pelo algoritmo no final de um dos ensaios realizados neste provete, assim como uma análise complementar a termogramas do ensaio em determinados instantes do seu arrefecimento.

Foram detetadas 3 delaminações de geometria circular nas extremidades da amostra, estando identificados pelos números 1, 2 e 3 da esquerda para a direita. Não foram detetadas nenhuma delaminações de geometria triangular. Foram detetadas 3 delaminações de geometria quadrada no centro da amostra, estando identificadas pelos números 4, 5 e 6 da esquerda para a direita.

Analisando os dados devolvidos pelo programa no final do ensaio deste provete na Figura 5.16, de modo a detetar as suas 15 delaminações, pode-se começar por confirmar que apenas 6 foram detetadas pelo sistema desenvolvido.

Como se pode também observar no termograma apresentado nos resultados devolvidos, o aquecimento heterogéneo na superfície da amostra afeta a visibilidade dos defeitos presentes

no provete de forma mais significativa relativamente aos restantes provetes. Paralelamente ao ensaio para o provete com 3 delaminações, também é possível deduzir que a dimensão dos defeitos afete o processamento das imagens, mas desta vez devido à reduzida área de cada delaminação.

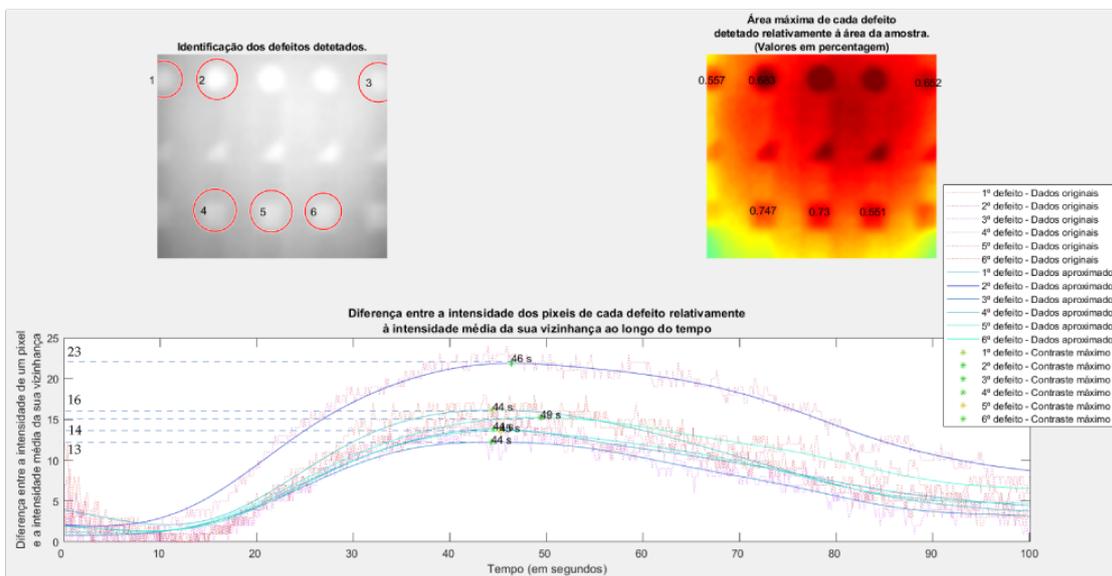


Figura 5.16: Resultado devolvido pelo código para o provete de 15 delaminações.

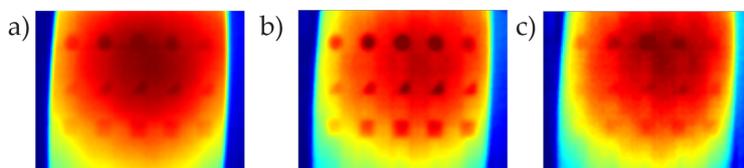


Figura 5.17: Termogramas do ensaio de termografia realizado de modo a detetar os defeitos presentes no provete com 15 delaminações.

Frames captados ao fim de a) 20 segundos, b) 45 segundos e c) 90 segundos.

A principal observação a realizar é o facto dos defeitos da zona central da amostra não serem detetados pelo sistema. Este resultado pode ter sido afetado durante a aplicação dos filtros presentes na etapa de processamento de imagem. Ao analisar os *frames* correspondentes aos instantes de maior contraste entre a intensidade dos *pixels* das imagens resultantes da aplicação do terceiro filtro, é possível analisar os *blobs* presentes nestes *frames*, e verifica-se que os *blobs* correspondentes aos defeitos centrais surgem em alguns dos *frames* analisados, mas não em todos, o que se deve à fraca incidência destes *blobs* ao longo do tempo. Esta fraca incidência pode estar relacionada com um aquecimento heterogéneo da amostra, mas como estes defeitos continuam visíveis a olho nu, também se pode verificar que os filtros presentes no sistema desenvolvido necessitam de ser aprimorados. Na Figura 5.18 é possível verificar que os *blobs* referentes aos defeitos 1, 2, 3, 4, 5 e 6 aparecem em todos os *frames* apresentados, mas os *blobs* correspondentes aos defeitos centrais apenas aparecem em alguns *frames*. Isto

significa que a incidência dos *blobs* correspondentes a estes defeitos é reduzida (inferior a 40%), resultando na sua conseqüente filtração. Apesar disto, também é possível verificar na Figura 5.18 que alguns *blobs* surgem em todos os *frames* mas não foram considerados defeitos no resultado final. É possível que estes *blobs* tenham sido desprezados pelo sistema devido às suas dimensões reduzidas e não às suas posições, isto é, apesar de terem uma posição constante ao longo do tempo, a sua área pode variar dentro do limite mínimo imposto pelo sistema, ou seja, a área de um *blob* pode ser inferior a este limite em alguns *frames*, resultando na sua filtração pelo sistema.

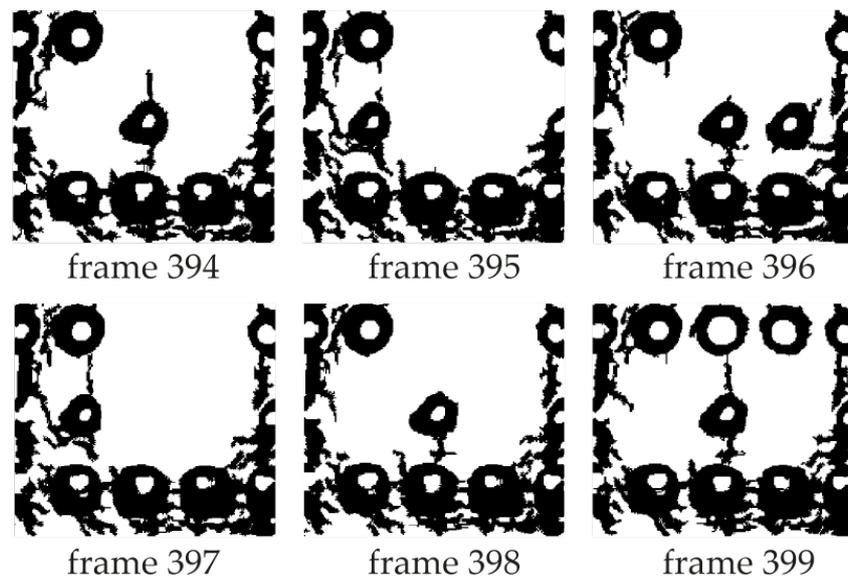


Figura 5.18: Representação de seis *frames* da imagem resultante da aplicação do terceiro filtro da etapa de processamento de imagem, onde é possível observar os *blobs* criados ao longo do ensaio com o provete de 15 delaminações.

A Tabela 5.8 apresenta um resumo dos resultados obtidos para este ensaio para facilitar a análise dos mesmos.

Tabela 5.8: Resumo dos valores obtidos para os defeitos do provete com 15 delaminações.

Número do Defeito	1	2	3	4	5	6
Tempo (s)	44	46	44	44	45	49
Contraste	16	23	13	14	14	15
Área (%)	0,557	0,683	0,652	0,747	0,73	0,551

5.6 Observações comuns entre os resultados obtidos

Neste subcapítulo são realizadas observações comuns a todos os ensaios realizados, assim como um resumo de todos os resultados apresentados anteriormente.

Apesar dos esforços realizados para tornar o aquecimento o mais homogêneo possível, continuou-se a verificar um aquecimento heterogêneo das amostras em todos os ensaios realizados ao longo deste capítulo. Na Figura 5.19 apresenta-se um termograma do ensaio realizado no provete com 3 delaminações, onde se destacam os defeitos visíveis e o aquecimento não uniforme da amostra. Não obstante o aquecimento heterogêneo, verificou-se que é possível obter resultados satisfatórios com o sistema desenvolvido no que toca à deteção da maior parte dos defeitos nos provetes durante as fases iniciais do arrefecimento das amostras. Mesmo que o código desenvolvido não detete alguns dos defeitos presentes na amostra, estes continuam visíveis durante vários termogramas, pelo que será possível detetá-los automaticamente com um maior desenvolvimento do sistema.

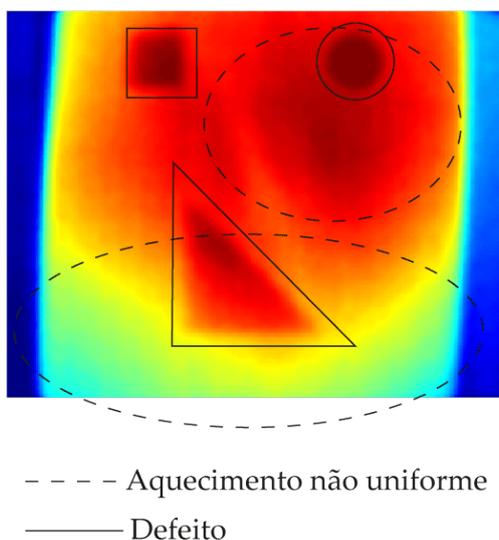


Figura 5.19: Termograma do ensaio de termografia realizado no provete com 3 delaminações onde se destacam os defeitos visíveis e o aquecimento não uniforme da amostra.

Pode-se também observar que em todos os ensaios realizados as extremidades da amostra apresentam valores com intensidades baixas relativamente à restante superfície, o que se pode dever à transferência de calor entre a amostra e os perfis que a suportam. A Figura 5.20 exemplifica esta observação através da ampliação de uma zona da extremidade da amostra. O perfil de suporte corresponde à zona azul escura do lado direito, e as zonas vermelha, amarela e azul clara correspondem ao provete em análise. Esta variação súbita na extremidade da amostra entre vermelho e azul claro traduz-se numa redução da temperatura da superfície da amostra nessa zona.

No caso dos provetes analisados, este fenómeno não comprometeu os resultados obtidos, no entanto, poderá ser interessante reduzir a condutividade térmica entre a superfície da amostra e o perfil de suporte em ensaios futuros.

No que toca aos gráficos devolvidos no final do algoritmo, também se verifica que, nos instantes iniciais dos ensaios, surgem instabilidades na diferença da intensidade do *pixel* de cada defeito relativamente à sua vizinhança, como ilustrado na Figura 5.21. Observa-se que

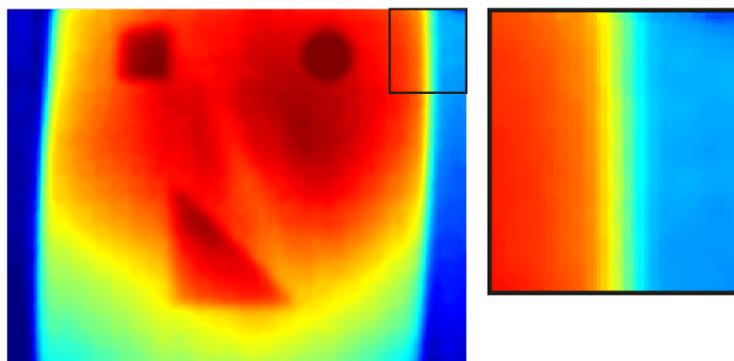


Figura 5.20: Termograma do ensaio de termografia realizado no provete com 3 delaminações onde se destaca uma zona da extremidade da amostra.

o contraste registado nos primeiros 30 *frames* de um dos ensaios apresenta valores elevados, que vão diminuindo e tendendo para um valor mais reduzido, estabilizando durante o aquecimento da amostra (dentro do intervalo inicial de 20 segundos). Os termogramas representados na Figura 5.21 surgem nos *frames* correspondentes aos picos destacados no gráfico devolvido pelo sistema.

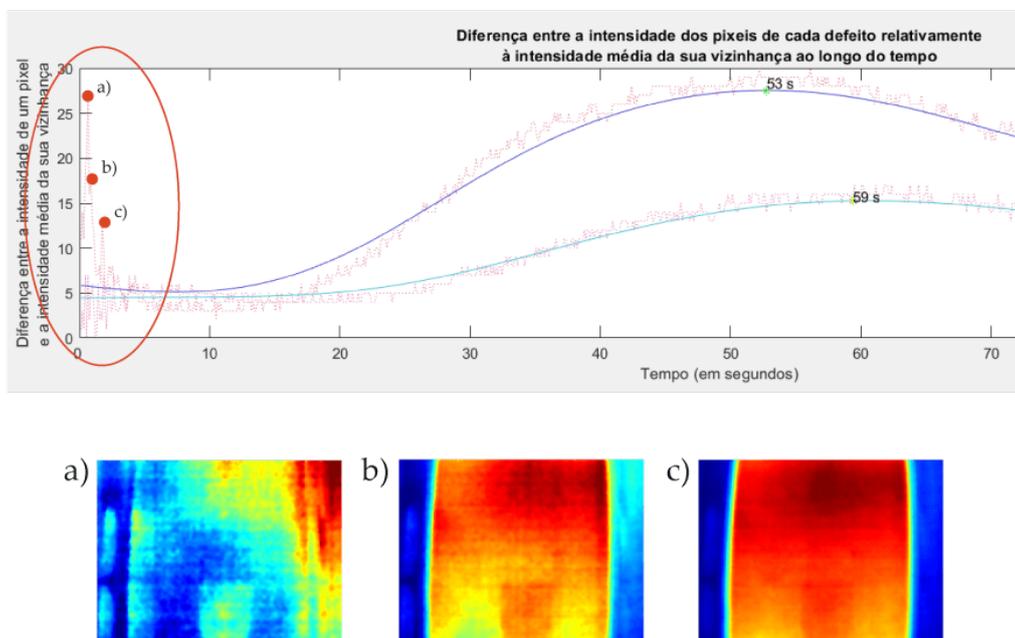


Figura 5.21: Termogramas onde se verifica uma instabilidade na diferença entre a intensidade dos *pixels* dos defeitos detetados e a intensidade média da sua vizinhança durante os primeiros 5 segundos do ensaio: a) *frame* 6, b) *frame* 15 e c) *frame* 35.

Uma vez que este curto intervalo de tempo corresponde ao início da excitação térmica do provete, esta instabilidade pode dever-se ao facto da câmara captar um curto instante onde a amostra ainda está à temperatura ambiente, e, de forma súbita, a sua superfície é exposta a radiação térmica proveniente das lâmpadas da bancada, gerando contrastes térmicos imprevisíveis nestes pontos durante os primeiros momentos do ensaio.

Na Tabela 5.9 apresenta-se um resumo dos resultados obtidos para os ensaios realizados nos provetes produzidos por Silva *et al.* [48] para a deteção dos defeitos de tipo I e II. Uma vez que o defeito do tipo I para o provete reforçado com fibra de kevlar foi detetado através de duas anomalias sobrepostas, a área considerada para efeitos de comparação de resultados é a média das áreas relativas de cada anomalia.

Tabela 5.9: Resumo dos valores obtidos para o instante de contraste máximo entre a intensidade do pixel dos defeitos detetados com a sua vizinhança para os defeitos de tipo I e de tipo II.

Tipo de Defeito	Tipo I			Tipo II		
	Amostra	kevlar	carbono	vidro	kevlar	carbono
Tempo (s)	38	37	39	–	47	50
Contraste	36	34	34	–	24	21
Área (%)	5,08*	3,58	4,23	–	2,57	3,14

* resulta da média das áreas relativas 5,01 e 5,15 (em percentagem).

Na Tabela 5.10 apresenta-se um resumo dos resultados obtidos para os ensaios realizados nos provetes produzidos por Silva *et al.* [48] para a deteção dos defeitos de tipo II e III. Uma vez que o defeito do tipo II para o provete reforçado com fibra de vidro foi detetado em 2 posições diferentes como se estivesse dividido em dois, para efeitos de comparação de resultados, o contraste de intensidade máximo e o instante em que este ocorre são dados pela média dos resultados obtidos para cada anomalia, e a área considerada corresponde à soma das áreas relativas de cada anomalia.

Verifica-se que o valor do contraste para os defeitos do tipo I apresentam os valores mais elevados, o que seria expectável uma vez que este é o tipo de defeito mais próximo da superfície em análise, resultando numa dissipação mais eficiente do calor até à superfície, pois o calor percorre uma menor distância até à superfície da amostra, resultando em menos perdas de energia na condução do calor.

Na mesma linha de raciocínio, também seria expectável que o instante de maior contraste entre a intensidade dos *pixels* ocorresse com o defeito do tipo I, uma vez que o calor acumulado na delaminação seria conduzido até à superfície da amostra mais rapidamente do

Tabela 5.10: Resumo dos valores obtidos para o instante de contraste máximo entre a intensidade do pixel dos defeitos detetados com a sua vizinhança para os defeitos de tipo II e de tipo III.

Tipo de Defeito	Tipo II			Tipo III		
	Amostra	kevlar	carbono	vidro	kevlar	carbono
Tempo (s)	53	49	55 ^{*1}	59	55	62
Contraste	27	30	29 ^{*2}	15	17	16
Área (%)	3,52	3,58	2,38 ^{*3}	4,07	5,66	4,61

*¹ resulta da média dos instantes 55 e 54 (em segundos);

*² resulta da média dos contrastes 34 e 24 (sem unidades);

*³ resulta da soma das áreas 0,95 e 1,43 (em percentagem).

que os outros dois tipos. De seguida, seria expectável que o instante de maior contraste entre *pixeis* no tipo II surgisse depois do tipo I, e por fim surgisse o instante no tipo III, uma vez que o primeiro tipo se encontra a uma profundidade mais próxima da superfície do provete, o segundo a meia espessura, e o terceiro se trata do defeito mais distante da superfície em análise. Este fenómeno confirma-se através do instante do contraste máximo dos três tipos de defeitos, onde, por ordem crescente de tempo, primeiro surge o defeito de tipo I, de seguida de tipo II e por fim de tipo III.

Verifica-se assim que quanto maior a profundidade dos defeitos detetados, maior o valor da sua intensidade e mais breve o instante de contraste máximo. Esta relação também poderia ocorrer para diferenças de espessura nas delaminações, ou seja, um defeito mais espesso também poderia corresponder a um maior valor na sua intensidade e a um instante de contraste máximo mais breve.

Observa-se que nos ensaios para deteção dos defeitos dos tipos I e II, a geometria dos defeitos se encontra mais clara do que os ensaios para deteção dos defeitos dos tipos II e III. Seria expectável que o defeito do tipo II fosse igualmente visível em ambos os ensaios, uma vez que se encontra à mesma distância da superfície captada para cada um deles, mas tal não se verifica, sendo que este tipo de defeito apresenta uma geometria mais desfocada nos ensaios para deteção dos defeitos dos tipos II e III. Uma vez que a rugosidade de ambas as superfícies é diferente, é possível que este aspeto influencie os resultados obtidos, pois a rugosidade de uma superfície altera a sua emissividade, afetando a radiação emitida pela superfície, o que pode ter influenciando os termogramas devolvidos pela câmara termográfica.

Apesar da visibilidade do defeito de tipo II variar conforme cada ensaio, é possível verificar que os valores obtidos para o instante de maior contraste são semelhantes.

Finalmente, no que toca aos ensaios realizados com os provetes fabricados por Silva *et al.* [48], é possível verificar que não são apresentadas diferenças significativas entre o mesmo tipo de defeito para as diferentes amostras reforçadas com diferentes fibras, ou seja, o efeito da condutividade térmica do material pode não influenciar significativamente os resultados obtidos através do sistema desenvolvido. Estes resultados não entram em concordância com

os obtidos por Silva *et al.* [48], onde se obteve o contraste térmico ao longo do tempo através do valor exato da temperatura em cada ponto. Este facto pode significar que a aproximação do contraste térmico realizada através do contraste da intensidade dos *pixeis* do defeito relativamente à sua vizinhança pode não ser uma aproximação adequada do contraste térmico destes pontos, podendo não corresponder a uma técnica adequada para a avaliação das propriedades físicas do provete em análise.

Conclusões e Desenvolvimentos Futuros

6.1 Conclusões

Neste capítulo são apresentadas conclusões do trabalho desenvolvido no âmbito da presente dissertação. Uma vez que os resultados obtidos foram discutidos em maior detalhe no capítulo anterior, aqui são expostas conclusões mais amplas.

Foi possível desenvolver um sistema de visão capaz de detetar automaticamente defeitos presentes no interior de materiais compósitos de matriz polimérica. Os ensaios experimentais realizados através deste sistema comprovaram a sua eficácia, apesar de ainda existir espaço para melhorias.

Para além da elaboração do código capaz de identificar defeitos neste tipo de materiais, foi também possível automatizar os ensaios de termografia antes de se adquirirem as imagens a processar. O sistema desenvolvido necessita apenas da mão humana na montagem do aparato laboratorial, e na definição do tempo de aquecimento da amostra e do tempo de aquisição de imagem por parte da câmara, sendo que a partir deste ponto, todo o ensaio é automático.

O código desenvolvido também permite ao utilizador processar um ensaio de termografia previamente realizado. No final do processamento de imagem por parte do algoritmo, são devolvidas informações sobre cada defeito que tenha sido detetado pelo código, como: a posição do defeito, a sua área relativamente à da superfície da amostra, e a estimativa do contraste térmico entre a temperatura média do defeito e do resto da amostra ao longo do tempo.

Para comprovar a eficácia do sistema desenvolvido, foram realizados ensaios de termografia em diversas amostras com diferentes tipos de delaminações.

Os métodos de processamento de imagem utilizados foram suficientemente adequados para a deteção dos defeitos presentes nas amostras analisadas. Provou-se que este sistema é adequado para detetar defeitos com área superior a 55 e inferior a 296 *pixels*, apesar de apenas terem sido detetados 40% dos defeitos no provete com 15 delaminações, a maioria dos ensaios realizados nos provetes com defeitos do tipo I, II e III conseguiram detetar todas as delaminações presentes nas amostras. Também se verificou que o algoritmo não detetou nenhum falso defeito em nenhum dos ensaios realizados.

As informações devolvidas no final do programa mostraram-se interessantes para a análise

dos dados recolhidos em cada ensaio, especialmente a sinalização das áreas relativas de cada defeito, e a estimativa do contraste térmico entre a sua temperatura média do resto da amostra. O método utilizado para estimar este contraste térmico baseou-se no contraste da intensidade de *pixeis* entre o defeito e a média da sua vizinhança.

Verificou-se que o tipo de reforço utilizado nos provetes analisados teve pouca influência nos resultados obtidos. Por outro lado, a profundidade das delaminações teve influência no contraste da intensidade dos *pixeis* da região do defeito, e o seu instante de contraste máximo. Quanto menor a profundidade dos defeitos detetados, maior o valor da sua intensidade e mais breve o instante de contraste máximo.

6.2 Propostas para Desenvolvimentos Futuros

O trabalho desenvolvido nesta dissertação apresenta ainda oportunidades de melhoria. Deste modo, apresentam-se algumas sugestões para desenvolvimentos futuros:

1. Permitir ao utilizador realizar diferentes vertentes de ensaios de termografia, como *Lock-in Thermography*;
2. Adaptar o algoritmo desenvolvido para que seja capaz de realizar e processar outros tipos de END, como US ou THz. Esta proposta é especialmente interessante, pois permitirá ao utilizador complementar os resultados obtidos em ensaios de termografia, colmatando as suas limitações e obtendo um diagnóstico mais fiável, exato e completo da segurança estrutural do material [50];
3. Enriquecer a eficácia deste sistema realizando ensaios com outro tipo de defeitos (humidade ou inclusões, por exemplo), outro tipo de materiais (metálicos) e/ou peças com uma geometria mais complexa (como peças não planas);
4. Em conjunto com as propostas já referidas, poderá ainda ser possível estimar a profundidade e/ou a espessura do defeito detetado pelo sistema;
5. Para ensaios de termografia, poderá ser útil adaptar o aparato laboratorial de modo a reduzir a condutividade térmica entre a superfície da amostra e o perfil de suporte;
6. Aprimorar a aproximação do contraste térmico devolvido no final do programa de modo a obter uma estimativa mais realista do contraste térmico da zona defeituosa do resto da amostra. Isto poderá possibilitar que se estimem propriedades do provete com maior segurança, como a condutividade térmica do defeito ou do resto do material;
7. Para o cálculo da diferença entre a intensidade dos *pixeis* de cada defeito detetado com a intensidade média da vizinhança, poderá ser mais interessante que este contraste seja realizado com o valor máximo de intensidade do defeito e não com o valor do seu centroide. Isto porque o defeito pode ter uma forma irregular, onde o seu centroide não faça parte do mesmo, comprometendo os resultados obtidos.

Bibliografia

- [1] J. M. Lourenço. *The NOVAtesis L^AT_EX Template User's Manual*. NOVA University Lisbon, 2021. URL: <https://github.com/joaomlourenco/novathesis/raw/master/template.pdf> (ver p. iii).
- [2] R.-M. Wang, S.-R. Zheng e Y.-P. Zheng. *Polymer matrix composites and technology*. Woodhead Publishing Limited, 2011. ISBN: 978-0-85709-221-2. DOI: [10.1533/9780857092229](https://doi.org/10.1533/9780857092229) (ver pp. 1, 4).
- [3] A. Torres et al. *Advanced Structured Materials Additive Manufacturing Hybrid Processes for Composites Systems*. URL: <http://www.springer.com/series/8611> (ver pp. 1, 5, 10, 11, 15).
- [4] F. Khodayar, S. Sojasi e X. Maldague. *Infrared thermography and NDT: 2050 horizon*. Vol. 13. Taylor e Francis Ltd., 2016-07, pp. 210–231. DOI: [10.1080/17686733.2016.1200265](https://doi.org/10.1080/17686733.2016.1200265) (ver p. 1).
- [5] L. Geng et al. «Machine Vision Detection Method for Surface Defects of Automobile Stamping Parts». Em: *American Scientific Research Journal for Engineering* (). ISSN: 2313-4402. URL: <http://asrjetsjournal.org/> (ver p. 1).
- [6] N. N.J. e A. B.K. «Role of Computer Vision in Automatic Inspection Systems». Em: *International Journal of Computer Applications* 123 (13 2015-08), pp. 28–31. DOI: [10.5120/ijca2015905603](https://doi.org/10.5120/ijca2015905603) (ver pp. 1, 16).
- [7] F. Pernkopf e P. O'Leary. «Image acquisition techniques for automatic visual inspection of metallic surfaces». Em: *NDT and E International* 36 (8 2003), pp. 609–617. ISSN: 09638695. DOI: [10.1016/S0963-8695\(03\)00081-1](https://doi.org/10.1016/S0963-8695(03)00081-1) (ver pp. 2, 16).
- [8] R.-M. Wang, S.-R. Zheng e Y.-P. Zheng. «1 - Introduction to polymer matrix composites». Em: *Polymer Matrix Composites and Technology*. Ed. por R.-M. Wang, S.-R. Zheng e Y.-P. Zheng. Woodhead Publishing Series in Composites Science and Engineering. Woodhead Publishing, 2011, pp. 1–548. ISBN: 978-0-85709-221-2. DOI: <https://doi.org/10.1533/9780857092229.1>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780857092212500011> (ver p. 3).

- [9] S.-J. Park e M.-K. Seo. «Chapter 7 - Types of Composites». Em: *Interface Science and Composites*. Ed. por S.-J. Park e M.-K. Seo. Vol. 18. Interface Science and Technology. Elsevier, 2011, pp. 501–629. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-375049-5.00007-4>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780123750495000074> (ver pp. 3, 4).
- [10] X. Wang et al. «3D printing of polymer matrix composites: A review and prospective». Em: *Composites Part B: Engineering* 110 (2017-02), pp. 442–458. ISSN: 13598368. DOI: [10.1016/j.compositesb.2016.11.034](https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2016.11.034) (ver pp. 4, 5).
- [11] T. Swetham et al. «A Critical Review on of 3D Printing Materials and Details of Materials used in FDM». Em: *International journal of scientific research in science, engineering and technology* 3 (2017), pp. 353–361 (ver p. 5).
- [12] H. L. Tekinalp et al. «Highly oriented carbon fiber-polymer composites via additive manufacturing». Em: *Composites Science and Technology* 105 (2014-12), pp. 144–150. ISSN: 02663538. DOI: [10.1016/j.compscitech.2014.10.009](https://doi.org/10.1016/j.compscitech.2014.10.009) (ver p. 5).
- [13] W. Zhong et al. «Short fiber reinforced composites for fused deposition modeling». Em: *Materials Science and Engineering: A* 301 (2 2001-03), pp. 125–130. ISSN: 09215093. DOI: [10.1016/S0921-5093\(00\)01810-4](https://doi.org/10.1016/S0921-5093(00)01810-4) (ver pp. 5, 9).
- [14] J. Yang et al. *Using deep learning to detect defects in manufacturing: A comprehensive survey and current challenges*. Vol. 13. MDPI AG, 2020-12, pp. 1–23. DOI: [10.3390/ma13245755](https://doi.org/10.3390/ma13245755) (ver p. 5).
- [15] M. Boles. *Thermodynamics: An Engineering Approach*. McGraw-Hill Education, 2019. Cap. 2, pp. 60–62. ISBN: 1259822672; 9781259822674. URL: <https://www.mheducation.com/highered/product/thermodynamics-engineering-approach-cengel-boles/M9781259822674.html> (ver p. 5).
- [16] F. Incropera et al. *Fundamentals of Heat and Mass Transfer*. Wiley, 2007. Cap. 1, pp. 3–9. ISBN: 9780471761150. URL: https://books.google.pt/books?id=_P9QAAAAMAAJ (ver pp. 6–8).
- [17] J. R. Howell. *Thermal Radiation Heat Transfer*. CRC Press, 2021. Cap. 1, pp. 9,10. ISBN: 9780367347079. URL: <https://www.routledge.com/Thermal-Radiation-Heat-Transfer/Howell-Menguc-Daun-Siegel/p/book/9780367347079> (ver pp. 7, 8).
- [18] M. Peyman e H. Vahid. *Automatic Defect Detection and Depth Estimation using Pulsed Thermography* (ver pp. 9, 22).
- [19] S. Gholizadeh. «A review of non-destructive testing methods of composite materials». Em: vol. 1. Elsevier B.V., 2016, pp. 50–57. DOI: [10.1016/j.prostr.2016.02.008](https://doi.org/10.1016/j.prostr.2016.02.008) (ver p. 9).
- [20] «The role of visual inspection in the 21st century». Em: vol. 2017-October. Human Factors an Ergonomics Society Inc., 2017, pp. 262–266. ISBN: 9780945289531. DOI: [10.1177/1541931213601548](https://doi.org/10.1177/1541931213601548) (ver p. 9).

- [21] M Forshaw. *Application of Non-destructive Testing to Inspection of Soldered Joints* (ver p. 9).
- [22] «Assessment of uncertainty in damage evaluation by ultrasonic testing of composite structures». Em: *Composite Structures* 203 (2018-11), pp. 71–84. ISSN: 0263-8223. DOI: [10.1016/J.COMPSTRUCT.2018.06.109](https://doi.org/10.1016/J.COMPSTRUCT.2018.06.109) (ver p. 10).
- [23] R. Thompson e S. Begum. «NDT Techniques: Ultrasonic». Em: *Reference Module in Materials Science and Materials Engineering* (2017-01). DOI: [10.1016/B978-0-12-803581-8.02684-9](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803581-8.02684-9) (ver pp. 10, 11).
- [24] K. Ajito et al. *Terahertz spectroscopy methods and instrumentation*. Elsevier, 2016-01, pp. 432–438. ISBN: 9780128032244. DOI: [10.1016/B978-0-12-409547-2.12092-X](https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409547-2.12092-X) (ver p. 12).
- [25] I. Amenabar, F. Lopez e A. Mendikute. *In introductory review to THz non-destructive testing of composite mater.* Vol. 34. 2013-02, pp. 152–169. DOI: [10.1007/s10762-012-9949-z](https://doi.org/10.1007/s10762-012-9949-z) (ver p. 12).
- [26] B. Wang et al. «Non-destructive testing and evaluation of composite materials/structures: A state-of-the-art review». Em: *Advances in Mechanical Engineering* 12 (4 2020-04). ISSN: 1687-8140. DOI: [10.1177/1687814020913761](https://doi.org/10.1177/1687814020913761) (ver pp. 12, 13).
- [27] Y. He et al. *Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: A review*. Vol. 116. Elsevier B.V., 2021-08. DOI: [10.1016/j.infrared.2021.103754](https://doi.org/10.1016/j.infrared.2021.103754) (ver pp. 13–15).
- [28] N. P. Avdelidis et al. «Infrared thermography as a nondestructive tool for materials characterisation and assessment». Em: vol. 8013. SPIE, 2011-05, p. 801313. ISBN: 9780819485878. DOI: [10.1117/12.887403](https://doi.org/10.1117/12.887403) (ver pp. 13, 16).
- [29] Y. Chung, S. Lee e W. Kim. «Latest Advances in Common Signal Processing of Pulsed Thermography for Enhanced Detectability: A Review». Em: *Applied Sciences* 11 (24 2021-12), p. 12168. ISSN: 2076-3417. DOI: [10.3390/app112412168](https://doi.org/10.3390/app112412168). URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/24/12168> (ver p. 14).
- [30] I. J. Aldave et al. *Review of thermal imaging systems in composite defect detection*. Vol. 61. 2013, pp. 167–175. DOI: [10.1016/j.infrared.2013.07.009](https://doi.org/10.1016/j.infrared.2013.07.009) (ver p. 14).
- [31] Z. Wang et al. «Image processing based quantitative damage evaluation in composites with long pulse thermography». Em: *NDT E International* 99 (2018-10), pp. 93–104. ISSN: 09638695. DOI: [10.1016/j.ndteint.2018.07.004](https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2018.07.004) (ver p. 15).
- [32] *IrNDT - Systems for Non-Destructive Testing with Active Thermography*. AT – Automation Technology GmbH. Alemanha (ver p. 15).
- [33] U. S. Khan, J. Iqbal e M. A. Khan. *Automatic Inspection System Using Machine Vision*. 2005 (ver pp. 16, 17).
- [34] N. K. Tovey, N. K. Tovey e J. Wang. *An Automatic Image Acquisition and Analysis System for a Scanning Electron Microscope*. 1997, pp. 211–227 (ver p. 17).

- [35] C. P. Maria Petrou. *Image Processing. The Fundamentals*. John Wiley e Sons, 2010. Cap. 1, pp. 1–3. ISBN: 9780470745861 (ver pp. 18, 23).
- [36] A. McAndrew. «An Introduction to Digital Image Processing with Matlab Notes for SCM2511 Image Processing 1 Semester 1, 2004». Em: (2004) (ver pp. 18–22).
- [37] R. Usamentiaga et al. «Automatic detection of impact damage in carbon fiber composites using active thermography». Em: *Infrared Physics and Technology* 58 (2013), pp. 36–46. ISSN: 13504495. DOI: [10.1016/j.infrared.2013.01.004](https://doi.org/10.1016/j.infrared.2013.01.004) (ver p. 22).
- [38] R. Ramanath et al. *Color Image Processing Pipeline*. 1991 (ver p. 23).
- [39] R. G. «A Study to Find Facts Behind Preprocessing on Deep Learning Algorithms». Em: *Journal of Innovative Image Processing* 3 (1 2021-04), pp. 66–74. DOI: [10.36548/jiip.2021.1.006](https://doi.org/10.36548/jiip.2021.1.006) (ver p. 23).
- [40] S. Lee et al. «Automated defect detection using threshold value classification based on thermographic inspection». Em: *Applied Sciences (Switzerland)* 11 (17 2021-09). ISSN: 20763417. DOI: [10.3390/app11177870](https://doi.org/10.3390/app11177870) (ver p. 23).
- [41] H. F. Ng. «Automatic thresholding for defect detection». Em: *Pattern Recognition Letters* 27 (14 2006-10), pp. 1644–1649. ISSN: 01678655. DOI: [10.1016/j.patrec.2006.03.009](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2006.03.009) (ver pp. 23, 24).
- [42] P. Soille. *Morphological Image Analysis principles and Applications*. Springer, 2004. ISBN: 3540429883; 9783540429883. URL: <https://www.abebooks.com/9783540429883/Morphological-Image-Analysis-Principles-Applications-3540429883/plp> (ver pp. 24–26).
- [43] H. Oliveira e P. L. Correia. «Automatic road crack detection and characterization». Em: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 14 (1 2013), pp. 155–168. ISSN: 15249050. DOI: [10.1109/TITS.2012.2208630](https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2208630) (ver pp. 26, 27).
- [44] I. Analyst. *Image Segmentation Tutorial*. <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/25157-image-segmentation-tutorial>. Acedido a 3 de junho de 2022. 2022 (ver p. 27).
- [45] M. Worring, N. Sebe e A. D. Library. *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval : 2007, Amsterdam, the Netherlands, July 09-11, 2007*. Association for Computing Machinery, 2007, p. 655. ISBN: 9781595937339 (ver p. 27).
- [46] MathWorks. *Cell Counting*. <https://www.mathworks.com/help/vision/ug/cell-counting.html>. Acedido a 11 de junho de 2022. 2014 (ver p. 28).
- [47] A. Gomes. «Ensaio Não Destrutivo para Impressão 3D de Materiais Compósitos de Matriz Polimérica». Tese de mestrado. Universidade NOVA de Lisboa, 2019. URL: <https://run.unl.pt/handle/10362/92682> (ver pp. 29, 32, 33, 57, 59).
- [48] H. Silva. «Simulação e validação experimental de termografia ativa para compósitos de matriz polimérica reforçados com fibras contínuas produzidos por manufatura aditiva». Tese de mestrado. Universidade NOVA de Lisboa, 2021. URL: <https://run.unl.pt/handle/10362/131779> (ver pp. 29, 30, 32–34, 50, 53, 64–66).

- [49] *IRSX Series - Smart Infrared Cameras for Industry 4.0*. AT – Automation Technology GmbH. Alemanha, 2018 (ver p. 30).
- [50] W. Nsengiyumva et al. «Advances, limitations and prospects of nondestructive testing and evaluation of thick composites and sandwich structures: A state-of-the-art review». Em: *Composite Structures* 256 (2021). ISSN: 02638223. DOI: [10.1016/j.compstruct.2020.112951](https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2020.112951) (ver p. 68).

Código desenvolvido

```
1 % O presente sistema de reconhecimento de defeitos tem como objetivo detectar
2 % e caracterizar potenciais defeitos presentes em qualquer material através
3 % de termogramas obtidos em ensaios de termografia.
4 % O código permite ao utilizador realizar um ensaio de termografia
5 % automaticamente a qualquer amostra com anomalias pre-fabricadas e
6 % devolve ao utilizador a localização de cada defeito detetado, assim como
7 % a percentagem de área ocupada pelo defeito relativamente a área total da
8 % amostra e a evolução do contraste da intensidade dos pixels de cada
9 % defeito ao longo do tempo.
10 % Para garantir o correto funcionamento deste sistema é necessário que o
11 % utilizador tenha instaladas a Image Processing Toolbox, a Image
12 % Acquisition Toolbox, a Data Acquisition Toolbox e a Computer Vision Toolbox.
13 % Caso o utilizador pretenda fazer a sua própria aquisição de imagem,
14 % e é recomendado que seja utilizada a câmara termográfica IRS336 da marca
15 % Automatic Technology e se sigam as recomendações presentes no seu manual
16 % aquando da sua configuração. O presente algoritmo também permite que o
17 % utilizador processe ensaios que tenham sido realizados previamente
18 % através deste sistema.
19 % Para que o ensaio de termografia decorra automaticamente, é também
20 % necessário que seja garantida a conexão entre o MATLAB e um sistema de
21 % aquisição de dados, composto por uma fonte de tensão de corrente
22 % direta ALF2902M da ELC e rele da FINDER e um módulo DAQmx da National
23 % Instruments.
24 % -----
25 % Este código conta com técnicas utilizadas por Image Analyst (2022) no
26 % seu tutorial "Image Segmentation Tutorial":
27 % https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/25157-image-
28 % segmentation-tutorial
29 % e pelo exemplo "Cell Counting" disponibilizado no MathWorks:
30 % https://www.mathworks.com/help/vision/ug/cell-counting.html
31 % -----
32 % Código escrito por Maria Gonçalves em 2022 no âmbito da Dissertação
33 % para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Mecânica.
34 clear
35 clc
```

```
36 % Verificacao da instalacao da Image Processing Toolbox.
37 IPTinstalado = license('test', 'image_toolbox');
38 if ~IPTinstalado
39     % O utilizador nao tem a toolbox instalada.
40     mensagem = sprintf('Infelizmente, a Image Processing Toolbox nao esta
41         instalada.');
```

```
41     return;
42 end
43
44 % Verificacao da instalacao da Image Acquisition Toolbox.
45 IATinstalado = license('test', 'Image_Acquisition_Toolbox');
46 if ~IATinstalado
47     % O utilizador nao tem a toolbox instalada.
48     mensagem = sprintf('Infelizmente, a Image Acquisition Toolbox nao esta
49         instalada.');
```

```
49     return;
50 end
51
52 % Verificacao da instalacao da Data Acquisition Toolbox.
53 DATinstalado = license('test', 'Data_Acq_Toolbox');
54 if ~DATinstalado
55     % O utilizador nao tem a toolbox instalada.
56     mensagem = sprintf('Infelizmente, a Data Acquisition Toolbox nao esta
57         instalada.');
```

```
57     return;
58 end
59
60 % Verificacao da instalacao da Computer Vision Toolbox.
61 CVTinstalado = license('test', 'Video_and_Image_Blockset');
62 if ~CVTinstalado
63     % O utilizador nao tem a toolbox instalada.
64     mensagem = sprintf('Infelizmente, a Computer Vision Toolbox nao esta
65         instalada.');
```

```
65     return;
66 end
67
68 % Caixa de dialogo para definicao do tempo de aquisicao de video (em
69 % segundos) que o utilizador pretende para o ensaio.
70 prompt = {'Defina o tempo de aquisicao de video em segundos:'};
71 dlgtitle = 'Tempo de aquisicao de video';
72 dims = [1 180];
73 definput = {'90'}; % Pre-definicao de 90 segundos (1 minuto e meio)
74 f = inputdlg(prompt,dlgtitle,dims,definput);
75 tvid=str2double(f);
76 if (size(tvid)<1) | (tvid > 180) % Tempo maximo de 180 segundos (3 minutos)
77     fprintf(['%s: Tempo de aquisicao invalido.\n' ...
78         'Tente novamente.\n'], datestr(now,'HH:MM:SS'))
79     return;
80 end
81
```

```

82 % Caixa de dialogo para definicao do tempo de aquecimento que o utilizador
83 % pretende para o ensaio.
84 prompt = {'Defina o tempo de aquecimento da amostra:'};
85 dlgtitle = 'Tempo de aquecimento da amostra';
86 dims = [1 60];
87 definput = {'20'}; % Pre-definicao de 20 segundos
88 f = inputdlg(prompt,dlgtitle,dims,definput);
89 taquec=str2double(f);
90 if (size(taquec)<1) | (taquec > 60) % Tempo maximo de 60 segundos (1 minuto)
91     fprintf(['%s: Tempo de aquecimento invalido.\n' ...
92         'Tente novamente.\n'], datestr(now,'HH:MM:SS'))
93     return;
94 end
95
96 % e dada a opcao ao utilizador de realizar um novo ensaio ou de processar
97 % um ensaio existente.
98 pergunta = questdlg(['Pretende realizar um novo ensaio ou processar um ensaio'
99     ...
100     'existente?'], ...
101     'Opcao', ...
102     'Realizar ensaio','Processar ensaio','Processar ensaio');
103 switch pergunta
104     case 'Realizar ensaio'
105         resposta = 1;
106     case 'Processar ensaio'
107         resposta = 2;
108 end
109 %% 1. Automatizacao do ensaio de termografia
110 % Nesta seccao da-se a aquisicao de video atraves da camara IRS336
111 % durante o periodo previamente definido pelo utilizador. O comeco desta
112 % aquisicao da-se em simultaneo com o comeco do aquecimento da amostra para
113 % o ensaio de termografia que sera analisado.
114 % Esta seccao ocorre apenas se o utiliador prenteder realizar um novo
115 % ensaio em vez de processar um existente.
116
117 if resposta==1
118     imaqreset; % Atualizacao do hardware de aquisicao de imagem.
119
120     % Conexao entre o MATLAB e o sistema de aquisicao de dados.
121     d = daqlist("ni");
122     d = daq("ni");
123     addoutput(d,"Dev1","port0/line3","Digital")
124     % Conexao da camara termografica IRS336.
125     v = videoinput("gige", 1, "Mono16");
126
127     % Configuracao das propriedades da camara para aquisicao de imagem.
128     v.ReturnedColorspace = "grayscale";
129     v.BayerSensorAlignment = "bggr";

```

```
130     set(v,'PreviewFullBitDepth','on') % Permite pre-visualizar imagens em
      uint16.
131     src = getselectedsource(v);
132     src.PacketSize = 1484;
133     % Aquisicao de video durante o periodo de tempo especificado pelo
      utilizador.
134     numSeconds = tvid;
135     v.FramesPerTrigger = Inf;
136
137     fprintf(['%s: Foi agora iniciada a aquisicao de video' ...
138           '\nPor favor aguarde.\n'], datestr(now,'HH:MM:SS'))
139     tic % Comeco da contagem do tempo real de aquisicao de video.
140     start(v); % Comeco da aquisicao de video.
141
142     % Automatizacao do ensaio. As luzes responsaveis pelo aquecimento da
143     % amostra serao acendidas e desligadas automaticamente de acordo com o
144     % tempo de aquecimento previamente definido pelo utilizador.
145     write(d,1);
146     t = timer('TimerFcn', ['stat=false; disp(''Luzes desligadas.\nPor favor '
      ...
147           'aguarde enquanto se da a aquisicao de video.'')'], 'StartDelay', taquec
      );
148     start(t)
149     stat=true;
150     while(stat==true)
151         disp('.')
152         pause(1)
153     end
154     write(d,0);
155
156     pause(numSeconds);
157     stop(v); % Fim da aquisicao de video.
158     tensaio=toc; % Fim da contagem do tempo real de aquisicao de video.
159     fprintf(['%s: A aquisicao de video terminou' ...
160           '\nPor favor aguarde.\n'], datestr(now,'HH:MM:SS'))
161
162     % Com o final do ensaio, os dados recolhidos sao guardados com o nome
163     % "amostra" no espaco de trabalho do MATLAB e na diretorio do codigo.
164     amostra = getdata(v, v.FramesAvailable);
165     save('amostra.mat', 'amostra');
166     frames=size(amostra,4); % Recolha do numero de frames do video do ensaio.
167     % Calculo da taxa de aquisicao de video, frames por segundo, tendo em
      conta
168     % o tempo real de aquisicao de video.
169     fps=frames/tensaio;
170     tarref=tensaio-taquec;
171 end
172 %% 2. Pre-processamento de imagem
173 % De modo a facilitar o processamento das imagens, esta seccao
174 % garante o pre-processamento das imagens captadas, aprimorando a qualidade
```

```

175 % das mesmas. e tambem feita uma conversao da classe numerica de imagem de
176 % uint16 para uint8, otimizando o espaco ocupado pelas variaveis resultantes
177 % e o tempo de operacao ao longo do algoritmo. O corpo do provete e
178 % reconhecido num dos frames captados, para que seja possivel
179 % recortar a regio de interesse nas imagens a processar.
180
181 % Caso o utilizador pretenda processar um ensaio previamente realizado,
182 % o codigo permite ao utilizador escolher o ficheiro a analisar.
183 if resposta==2
184     fprintf('%s: Escolha o ficheiro .mat a analisar.\n', datestr(now,'HH:MM:SS
185         '))
186     uiopen;
187     frames=size(amostra,4);
188     fps=frames/tvid;
189 end
190 tic
191 fprintf(['%s: As imagens do video adquirido serao agora pre-processadas.' ...
192     '\nPor favor aguarde.\n'], datestr(now,'HH:MM:SS'))
193
194 % Simplificacao das imagens captadas e aprioramento da sua qualidade.
195 for t=1:frames
196     % Ajuste de contraste. (imadjust)
197     amostraint16(:,:,1,t)=imadjust(amostra(:,:,1,t));
198     % Reducao do ruido da imagem. (medfilt2)
199     amostrasRuido(:,:,,t) = medfilt2(amostraint16(:,:,,t),[5 5]);
200     % Aprimoramento da nitidez da imagem. (wiener2)
201     amostraNitida(:,:,,t)=wiener2(amostrasRuido(:,:,,t),[5 5]);
202     % Transformacao da classe numerica da imagem de uint16 para uint8. (
203     im2uint8)
204     amostraint8(:,:,1,t)=im2uint8(amostraNitida(:,:,1,t));
205     % Transformacao do mapa de cores da imagem captada de preto e branco
206     % para cores. (ind2rgb)
207     amostraRGB1(:,:,,t)=ind2rgb(amostraint8(:,:,,t),jet);
208 end
209
210 % Reconhecimento do corpo da amostra na imagem, para que seja possivel
211 % recortar a regio de interesse nas imagens a processar.
212 % Este reconhecimento e dado no frame correspondente ao momento final do
213 % aquecimento da amostra, onde existe um contraste termico consideravel
214 % entre toda a superficie da amostra e a sua vizinhanca.
215 FrameASegmentar=amostraNitida(:,:,1,round(taquec*fps));
216
217 % Binarizacao da imagem.
218 BW = imbinarize(FrameASegmentar, 0.5);
219
220 % Preenchimento de possiveis "furos" dentro da regio da imagem
221 % correspondente a amostra.
222 BW = imfill(BW, 'holes');

```

ANEXO I. CÓDIGO DESENVOLVIDO

```
223 % Contorno ativo da regioa guardada, de modo a evitar que as arestas da
224 % amostra pertencam a imagem segmentada.
225 BW = activecontour(FrameASegmentar, BW, 20, 'edge');
226
227 for t=1:frames
228     % Isolamento do provete (amostra) da restante imagem.
229     % A mascara previamente criada comeca por ser reconhecida como um blob
230     % e as suas propriedades sao guardadas. O objetivo sera extrair a
231     % boundingbox do blob correspondente a amostra, para que se possa
232     % recortar esta zona na imagem original.
233     [amostraBin, numBlobs1] = bwlabel(BW, 8);
234     props = regionprops(amostraBin, amostraNitida(:,:,:),t), 'all');
235     % Por vezes, o codigo pode detetar outros objetos a parte da amostra.
236     % Para retificar este aspeto, encontra-se o blob com a maior area da
237     % imagem e garante-se que apenas a boundingbox do blob correspondente
238     % a amostra e tido em conta.
239     for k=1:numBlobs1
240         areasblobs(k,1)=props(k).Area;
241     end
242     [Max, ind]=max(areasblobs);
243     Max=uint16(Max); % A area da amostra fica guardada na variavel 'Max'.
244     amostraBoundingBox=props(ind).BoundingBox;
245     % Por vezes, tambem podem estar includas zonas da vizinhanca da amostra
246     % dentro da boundingbox da amostra. Para que este aspeto nao interfira
247     % no processamento de imagem, pode-se reduzir ligeiramente a dimensao
248     % da boundingbox de modo a eliminar estas zonas.
249     red=.1; % Valor da reducao das dimens es da boundingbox em percentagem.
250     amostraBoundingBox(1)=amostraBoundingBox(1)+red*amostraBoundingBox(3);
251     amostraBoundingBox(2)=amostraBoundingBox(2)+red*amostraBoundingBox(4);
252     amostraBoundingBox(3)=amostraBoundingBox(3)*(1-2*red);
253     amostraBoundingBox(4)=amostraBoundingBox(4)*(1-2*red);
254     % Corte da imagem original de acordo com a boundingbox definida.
255     amostraIsolada(:,:,:),t) = imcrop(amostraint8(:,:,:),t), amostraBoundingBox
    );
256     % Transformacao do mapa de cores da imagem da amostra isolada de preto
257     % e branco para cores.
258     amostraRGB2(:,:,:),t)=ind2rgb(im2uint8(amostraIsolada(:,:,:),t)),jet);
259 end
260
261 fprintf('%s: O pre-processamento foi concluido com sucesso.\n', datestr(now, '
    HH:MM:SS'))
262
263 imshow(amostraRGB1); % Visualizacao do ensaio a cores.
264
265 %% 3. Processamento de imagem
266 % Aqui sao aplicados os principais filtros as imagens para que o
267 % sistema possa distinguir um defeito de outros objetos. Sao
268 % aplicados filtros que destacam as anomalias da amostra, e criada uma
269 % imagem binaria com os defeitos destacados, e sao detetados varios blobs
270 % (regi es com o valor logico de 1 registadas na imagem binaria) que
```

```

271 % poderao corresponder a defeitos. Por fim, e guardada uma matriz
272 % com os centroides de todos os blobs detetados. Apesar de inicialmente
273 % alguns blobs nao corresponderem a nenhum defeito, estas falsas detec es
274 % serao filtradas mais a frente.
275
276 %Create a BlobAnalysis System object to find the centroid of the segmented
    cells in the video.
277 % Criacao do objeto do sistema de BlobAnalysis de modo a encontrar o
278 % centroide dos blobs resultantes do filtro 3, que poderao ou nao
279 % corresponder a defeitos.
280 % Apenas os blobs compreendidos dentro do intervalo de areas definido
281 % nesta BlobAnalysis serao tidos em conta. O valor minimo e maximo
282 % destas areas e relativo a area da amostra, guardada na variavel
283 % 'Max'.
284 PercMin=.002;
285 PercMax=0.1;
286 blobAnomalias = vision.BlobAnalysis( ...
287     'AreaOutputPort', false, ...
288     'BoundingBoxOutputPort', false, ...
289     'OutputDataType', 'single', ...
290     'MinimumBlobArea', round(PercMin*double(Max)) ... % rea minima
    aceit vel dos blobs.
291     , ...
292     'MaximumBlobArea', round(PercMax*double(Max)), ... % rea maxima
    aceit vel dos blobs.
293     'MaximumCount', 90);
294
295 for t=1:frames
296     % Aplicacao de uma combinacao de dilatacao morforlogica e de uma operacao
297     % de aritmetica de imagem de modo a remover iluminacao irregular e realcar
298     % a fronteira nos defeitos da amostra.
299     filtro1(:,:,,t) = 2*amostraIsolada(:,:,,t) - imdilate(amostraIsolada
    (:,:,t),strel('disk',6));
300     % Definicao de um limite maximo e minimo para os valores dos pixeis da
301     % imagem, de modo a garantir que todos se mant m dentro da classe uint8.
302     if filtro1(:,:,,t)<0
303         filtro1(:,:,,t)=0;
304     end
305     if filtro1(:,:,,t)>255
306         filtro1(:,:,,t)=255;
307     end
308     filtro2(:,:,,t) = imdilate(filtro1(:,:,,t), strel('disk',5)) - filtro1
    (:,:,t) + 40;
309     % Definicao de um limite maximo e minimo para os valores dos pixeis da
310     % imagem, de modo a garantir que todos se mant m dentro da classe uint8.
311     if filtro2(:,:,,t)<0
312         filtro2(:,:,,t)=0;
313     end
314     if filtro2(:,:,,t)>255
315         filtro2(:,:,,t)=255;

```

ANEXO I. CÓDIGO DESENVOLVIDO

```
316     end
317
318     % Determinacao do valor maximo do histograma da imagem do filtro 2 ao
319     % longo de cada frame.
320     H = histogram(filtro2(:,:,:,t));
321     [A,B] = max(H.Values);
322     C=H.BinEdges(1,B);
323     close
324     % Binarizacao da imagem resultante do filtro 2, sendo que os pixeis que
325     % tiverem uma intensidade ligeiramente superior ao valor maximo do
326     % respectivo histograma terao o valor logico "0" e os restantes terao o
327     % valor logico "1". A partir desta binarizacao, sera possivel detetar
328     % blobs na imagem que poderao corresponder a defeitos na amostra.
329     % O valor multiplicado pela constante C foi obtido empiricamente.
330     filtro3(:,:,:,t) = (filtro2(:,:,:,t) <= C*1.035);
331     % Preenchimento de possiveis "furos" nos blobs.
332     filtro3(:,:,:,t) = imfill(filtro3(:,:,:,t), 'holes');
333
334     % Criacao de um vetor que guarda os centroides de cada blob.
335     centroideBlobs = step(blobAnomalias,filtro3(:,:,:,t));
336     % Extracao do numero de blobs detetados ao longo de cada frame.
337     lmat(t)=size(centroideBlobs,1);
338     % Marcacao dos mesmos nas imagens da amostra.
339     imgMarcacaoAnom(:,:,:,t) = insertMarker(amostraIsolada(:,:,:,t),
340     centroideBlobs, '*', 'Color', 'red');
341 end
342
343 % Criacao da matriz com as coordenadas dos centroides de todas as anomalias
344 % detetadas. O numero de linhas correspondera ao numero maximo de blobs
345 % detetados ao longo de cada frame.
346 M=max(lmat);
347 matrizCentroides=zeros(M,2,frames);
348 % Preenchimento da matriz.
349 for t = 1:frames
350     centroideBlobs = step(blobAnomalias,filtro3(:,:,:,t));
351     s=size(centroideBlobs,1);
352     matrizCentroides(1:s,:,t)=double(centroideBlobs);
353 end
354 % O tamanho de todas as dimens es da variavel 'amostraIsolada' e guardado
355 % para uso posterior.
356 [L,C,R,frames]=size(amostraIsolada,1,2,3,4);
357
358 % Os centroides dos blobs guardados na 'matrizCentroide' serao agora
359 % filtrados com o objetivo de definir quais realmente correspondem a
360 % defeitos. Para que o centroide de um blob seja considerado um defeito,
361 % e necessario que o mesmo tenha uma posicao estavel ao longo do tempo, uma
362 % vez que o defeito permanecera na mesma zona da imagem e os restantes
363 % blobs correspondem a instabilidades na imagem que se vao alterando ao
364 % longo do tempo. Assim, serao filtrados todos os centroides que se
365 % mantenhams na mesma zona ao longo dos varios frames, e os restantes serao
```

```

365 % desprezados.
366 % Para tal, a matriz da imagem da amostra isolada sera "dividida" em
367 % varias matrizes com uma dimensao mais reduzida, representando varias zonas
368 % ao longo da imagem, cada uma com o seu respetivo indice. O centroide de um
369 % defeito estabilizara na mesma zona, mas outros blobs terao posic es
370 % diferentes ao longo do tempo. Assim, as coordenadas dos centroides que
371 % aparecam consecutivamente no mesmo indice tratar-se-ao de defeitos e
372 % serao guardadas. O respetivo indice do defeito tambem sera guardado.
373
374 % Definicao do numero de matrizes de reduzida dimensao de acordo com o
375 % numero de linhas e de colunas que constituem a matriz da imagem da
376 % amostra isolada. Cada matriz de cada zona sera de 6 x 6, tera o indice
377 % (EFindx,EFindy) e sera guardada numa matriz de EFindx x EFindy para que
378 % os valores possam ser ai guardados de acordo com o seu indice.
379 lmatcent=size(amostraIsolada,1);
380 lind=6;
381 EFindx=ceil(lmatcent/lind);
382
383 cmatcent=size(amostraIsolada,2);
384 cind=6;
385 EFindy=ceil(cmatcent/cind);
386
387 % Uma vez que o video adquirido devera captar o ensaio desde o momento em
388 % que as luzes do ensaio se acendem ate ao momento em que a amostra se
389 % aproxima do equilibrio termico, haverao momentos em que sera pouco provavel
390 % detetar defeitos na amostra. Por isso, sera necessario definir um
391 % intervalo de tempo para a analise dos blobs que foram detetados ao longo
392 % do tempo. Assim, a analise comecara apos o arrefecimento da
393 % amostra e terminara a 2/3 do tempo de aquisicao de video, de modo a
394 % evitar a analise de frames quando o provete esteja proximo do equilibrio
395 % termico com a sua vizinhanca.
396 frameiAnalise=round(fps*taquec); % Frame inicial a ser analisado.
397 framefAnalise=round(frames*.66); % Frame final a ser analisado.
398
399 % Preenchimento dos indices de acordo com o numero de vezes que uma
400 % coordenada aparece na zona correspondente. Sempre que num frame existir
401 % uma coordenada de um blob na respetiva zona do indice, sera somado +1 ao
402 % valor guardado no indice respetivo.
403 matsoma=zeros(EFindx,EFindy);
404 for i=1:M
405     for t=frameiAnalise:framefAnalise
406         indx=ceil(matrizCentroides(i,1,t)/lind);
407         if indx==0 % Todas as coordenadas (0,0) serao contadas no indice (1,1)
408             indx=1;
409         elseif indx>EFindx
410             indx=EFindx;
411         end
412         indy=ceil(matrizCentroides(i,2,t)/cind);
413         if indy==0 % Todas as coordenadas (0,0) serao contadas no indice (1,1)
414             indy=1;

```

```

415     elseif indy>EFindy
416         indy=EFindy;
417     end
418     matsoma(indx,indy)=matsoma(indx,indy)+1;
419 end
420 end
421 matsoma(1,1)=0; % Eliminar as coordenadas (0,0) que foram contadas no indice
    (1,1)
422
423 % Guarda todos os indices que tenham uma incidncia > Frac1 e soma os valores
424 % em redor do mesmo indice, no caso de alguma coordenada se encontrar na
425 % borda da matriz de 6 x 6.
426 Frac1=0.4;
427 [row0,col0]=find(matsoma>Frac1*(framefAnalise-frameiAnalise));
428
429 for i=1:size(row0,1)
430     if (row0(i,1)<EFindx && col0(i,1)<EFindy) && (row0(i,1)>1 && col0(i,1)>1)
431         matsoma((row0(i,1)),(col0(i,1)))=matsoma((row0(i,1)),(col0(i,1)))+ ...
432             matsoma((row0(i,1)+1),(col0(i,1)))+matsoma((row0(i,1)-1),(col0(i
    ,1))) + ...
433             matsoma((row0(i,1)),(col0(i,1)+1))+matsoma((row0(i,1)),(col0(i,1)
    -1));
434     end
435 end
436
437 % Apos se considerarem as coordenadas que surgem nas bordas de cada matriz,
438 % guardam-se os indices que t m uma incidncia > Frac2.
439 Frac2=0.6;
440 [row,col]=find(matsoma>Frac2*(framefAnalise-frameiAnalise));
441
442 % Criacao de uma nova matriz contendo as coordenadas dos defeitos ao longo
443 % dos frames analisados, apos se ter desprezado as restantes coordenadas
444 % com sucesso.
445 matCentDef=zeros(M,2,frames);
446 numDef=size(row,1); % Guarda o numero de defeitos detetados.
447
448 % Caso nenhum defeito tenha sido detetado, o codigo termina aqui.
449 if numDef==0
450     fprintf('%s: Nao foi detetado nenhum defeito neste ensaio.\n', ...
451         datestr(now,'HH:MM:SS'))
452     return
453 end
454
455 for i=1:M
456     for t=frameiAnalise:framefAnalise
457         indx=ceil(matrizCentroides(i,1,t)/lind);
458         if indx==0
459             indx=1;
460         elseif indx>EFindx
461             indx=EFindx;

```

```

462     end
463     existex=sum(ismember(indx,row));
464     if existex==0
465         matCentDef(i,1,t)=0;
466     elseif existex>=1
467         matCentDef(i,1,t)=matrizCentroides(i,1,t);
468     end
469
470     indy=ceil(matrizCentroides(i,2,t)/cind);
471     if indy==0
472         indy=1;
473     elseif indy>EFindy
474         indy=EFindy;
475     end
476     existey=sum(ismember(indy,col));
477     if existey==0
478         matCentDef(i,2,t)=0;
479     elseif existey>=1
480         matCentDef(i,2,t)=matrizCentroides(i,2,t);
481     end
482 end
483
484 for t=1:frames
485     if matCentDef(i,1,t)==0 || matCentDef(i,2,t)==0
486         matCentDef(i,:,t)=0;
487     end
488 end
489
490 for t=1:frames
491     amostraCoordDef(:,:,t) = insertMarker(amostraIsolada(:,:,t),
matCentDef(:,:,t), '*', 'Color', 'red');
492 end
493 end
494
495 % Novo preenchimento dos indices de acordo com o numero de vezes que uma
496 % coordenada aparece na zona correspondente, para que se possa calcular a
497 % posicao media de cada coordenada corretamente.
498 matsoma=zeros(EFindx,EFindy);
499 for i=1:M
500     for j=frameiAnalise:framefAnalise
501         indx=ceil(matrizCentroides(i,1,j)/lind);
502         if indx==0
503             indx=1;
504         elseif indx>EFindx
505             indx=EFindx;
506         end
507         indy=ceil(matrizCentroides(i,2,j)/cind);
508         if indy==0
509             indy=1;
510         elseif indy>EFindy

```

```

511         indy=EFindy;
512     end
513     matsoma(indx, indy)=matsoma(indx, indy)+1;
514 end
515 end
516 matsoma(1,1)=0;
517
518 % Calculo da posicao media das coordenadas dos defeitos detetados.
519 medmatdef=zeros(numDef,2);
520 soma=zeros(numDef,2);
521 for i=1:numDef
522     for j=frameiAnalise:framefAnalise
523         for k=1:M
524             indx=ceil(matCentDef(k,1,j)/lind);
525             if indx==0
526                 indx=1;
527             elseif indx>EFindx
528                 indx=EFindx;
529             end
530             indy=ceil(matCentDef(k,2,j)/cind);
531             if indy==0
532                 indy=1;
533             elseif indy>EFindy
534                 indy=EFindy;
535             end
536             if indx==row(i) && indy==col(i)
537                 soma(i,1)=soma(i,1)+matCentDef(k,1,j);
538                 soma(i,2)=soma(i,2)+matCentDef(k,2,j);
539             end
540         end
541         medmatdef(i,1)=round(soma(i,1)/(matsoma(row(i),col(i))));
542         medmatdef(i,2)=round(soma(i,2)/(matsoma(row(i),col(i))));
543     end
544 end
545
546 for i=1:M
547     for j=1:frames
548         amostraCoordDef(:,:,j) = insertMarker(amostraIsolada(:,:,j),
549         medmatdef, '*', 'Color', 'red');
549     end
550 end
551
552 %% 3. Apresentacao dos resultados
553 % Apos as imagens terem sido processadas e todos os defeitos detetados
554 % terem sido filtrados, e possivel apresentar os resultados obtidos para
555 % analisar os dados recolhidos no ensaio. Para dar inicio a uma analise de
556 % dados, esta seccao ira começar por extrair as propriedades dos defeitos
557 % detetados. Numa primeira instancia sao encontrados todos os "blobs" da
558 % imagem, assim como as suas propriedades, que depois serao filtrados
559 % de acordo com as suas coordenadas. Aqueles que tiverem coordenadas que

```

```

560 % pertencam aos indices dos defeitos previamente identificados, serao
561 % guardados, assim como as suas propriedades.
562
563 for t=frameiAnalise:framefAnalise
564     % Categorizar cada blob a ser analisado.
565     [labeledImage, ~] = bwlabel(double(filtro3(:,:,1,t)), 8);
566     % Obtencao das propriedades de cada blob.
567     blobMeasurements = regionprops(labeledImage, 'all');
568     numberOfBlobs = size(blobMeasurements, 1);
569     % Os centroides de cada blob sao guardados para que se possa verificar
570     % se correspondem ou nao a defeitos.
571     for i=1:numberOfBlobs
572         centblob(i,:,t)=blobMeasurements(i).Centroid(:);
573     end
574     % Extracao das areas e dos diametros dos blobs que correspondam a
575     % defeitos ao longo de cada frame.
576     N=max(size(centblob,1));
577     for i=1:numDef
578         for k=1:N
579             indx=ceil(centblob(k,1,t)/lind);
580             if indx==0
581                 indx=1;
582             elseif indx>EFindx
583                 indx=EFindx;
584             end
585             indy=ceil(centblob(k,2,t)/cind);
586             if indy==0
587                 indy=1;
588             elseif indy>EFindy
589                 indy=EFindy;
590             end
591             if indx==row(i) && indy==col(i)
592                 matareas(k,1,t)=blobMeasurements(k).Area;
593                 matDiam(k,1,t)=blobMeasurements(k).EquivDiameter;
594             end
595         end
596     end
597 end
598
599 % Criacao da lista de areas e diametros dos defeitos detetados. Sao tambem
600 % retirados os valores maximos, minimos e medios dos mesmos ao longo do tempo.
601 listaAreas=zeros(numDef,1,frames);
602 listaDiam=zeros(numDef,1,frames);
603
604 for i=1:numDef
605     for j=frameiAnalise:framefAnalise
606         for k=1:N
607             indx=ceil(centblob(k,1,j)/lind);
608             if indx==0
609                 indx=1;

```

```

610         elseif indx>EFindx
611             indx=EFindx;
612         end
613         indy=ceil(centblob(k,2,j)/cind);
614         if indy==0
615             indy=1;
616         elseif indy>EFindy
617             indy=EFindy;
618         end
619         if indx==row(i) && indy==col(i)
620             listaAreas(i,1,j)=matareas(k,1,j);
621             listaDiam(i,1,j)=matDiam(k,1,j);
622         end
623     end
624 end
625 end
626
627 areamin=zeros(numDef,1);
628 areamax=zeros(numDef,1);
629 areamed=zeros(numDef,1);
630 diametromin=zeros(numDef,1);
631 diametromax=zeros(numDef,1);
632 diametromed=zeros(numDef,1);
633
634 for i=1:numDef
635     areamin(i)=min(listaAreas(i,1,:));
636     areamax(i)=max(listaAreas(i,1,:));
637     areamed(i)=mean(round(listaAreas(i,1,:)));
638     diametromin(i)=min(listaDiam(i,1,:));
639     diametromax(i)=max(listaDiam(i,1,:));
640     diametromed(i)=mean(round(listaDiam(i,1,:)));
641 end
642
643 % Com a posicao de cada defeito guardada, e tambem possivel determinar o
644 % contraste da intensidade dos pixels do defeito com a intensidade dos
645 % pixels da sua vizinhanca ao longo do tempo, correspondendo a uma
646 % aproximacao aceitavel do contraste termico entre a temperatura media do
647 % defeito e do resto da amostra.
648 % Para tal, sera efetuada uma operacao de aritmetica entre o valor do pixel
649 % correspondente ao centroide do defeito na imagem da amostra isolada, e a
650 % media da sua vizinhanca. A dimensao da vizinhanca deve ser superior a
651 % dimensao do defeito em analise, ou seja, do seu diametro equivalente.
652 Cont=zeros(L,C,1,frames);
653 ContDef = zeros(frames,numDef);
654 ContDefSmooth = zeros(frames,numDef);
655 tContrasteDef = zeros(1,numDef);
656 ContIntervalo = zeros(framefAnalise-frameiAnalise+1,numDef);
657 % Definicao da dimensao da vizinhanca.
658 dimVizinhanca = max(round(diametromax*1.5));
659 kernel = ones(dimVizinhanca, dimVizinhanca) / dimVizinhanca ^ 2;

```

```

660
661 for t=1:frames
662     vizinhanca(:,:,1,t)=imfilter(amostraIsolada(:,:,1,t),kernel,'symmetric');
663     Cont(:,:,,t)=abs(double(amostraIsolada(:,:,,t))-double(vizinhanca(:,:,,t)));
664 % Determinacao do instante de contraste maximo.
665     for n=1:numDef
666         Ld=round(medmatdef(n,2));
667         Cd=round(medmatdef(n,1));
668         Cont(Ld,Cd,:,t)=abs(double(amostraIsolada(Ld,Cd,:,t))-double(
vizinhanca(Ld,Cd,:,t)));
669         ContDef(t,n)=transpose(Cont(Ld,Cd,:,t));
670         ContDefSmooth=smoothdata(ContDef,'gaussian');
671         % Restringir o intervalo para detecao do valor maximo de modo a
672         % evitar que se guarde o instante inicial ou o instante final
673         ContIntervalo(:,n)=ContDefSmooth(frameiAnalise:framefAnalise,n);
674         [~,tContrasteDef(1,n)]=max(ContIntervalo(:,n));
675         tContrasteDef(1,n)=tContrasteDef(1,n)+frameiAnalise-1;
676     end
677 end
678
679 % Por fim, o codigo devolve uma imagem ao utilizador com a sinalizacao de
680 % cada defeito detetado atraves de um circulo.
681 % Sao tambem apresentadas as areas maximas de cada defeito relativamente
682 % a area de toda a amostra, com os valores em percentagem.
683
684 % Definicao da posicao na imagem da identificacao do defeito detetado.
685 % A identificacao do defeito ficara posicionado a esquerda do mesmo, a
686 % distancia do raio do circulo desenhado mais o offset definido.
687 position=medmatdef;
688 for i=1:numDef
689     offset(i)=diametromed(i)*2.5;
690     position(i,1)=medmatdef(i,1)-offset(i);
691 end
692
693 subplot(2, 2, 1);
694 imshow(amostraIsolada(:,:,,tContrasteDef(1,n)));
695 caption1 = sprintf('Identificacao dos defeitos detetados. ');
696 title(caption1, 'FontSize', 10);
697 for i=1:numDef
698     txt = [num2str(i)];
699     text(position(i,1),position(i,2),txt)
700     hold on
701 end
702
703 hold on
704
705 % Calculo da percentagem das areas maximas de cada defeito relativamente
706 % a area de toda a amostra.
707 for i=1:numDef

```

ANEXO I. CÓDIGO DESENVOLVIDO

```
708     areapcent(i)=(areamax(i)/(lmatcent*cmatcent))*100;
709     areapcent(i)=round(areapcent(i),3,'significant');
710 end
711
712 % Sinalizacao dos defeitos atraves de um circulo com o raio da area maxima
713 % do respectivo defeito.
714 for i=1:numDef
715     amostraFinal1=viscircles(medmatdef(i,:), diametromax(i),'LineStyle','-','
       LineWidth',1);
716 end
717
718 % Devolucao da imagem final, que contara ainda com um grafico que demonstre
719 % a evolucao temporal do contraste da intensidade dos pixeis de cada
720 % defeito relativamente a sua vizinhanca.
721
722 subplot(2, 2, 2);
723 imshow(amostraRGB2(:,:,tContrasteDef(1,n)));
724 caption1 = sprintf('area maxima de cada defeito\ndetetado relativamente a area
       da amostra.\n(Valores em percentagem)');
725 title(caption1, 'FontSize', 10);
726 for i=1:numDef
727     txt = [num2str(areapcent(i))];
728     text(position(i,1),position(i,2),txt)
729     hold on
730 end
731
732 % Evolucao do contraste da intensidade dos pixeis em cada defeito ao longo
733 % do tempo.
734 x=1:frames;
735 subplot(2,2,[3 4])
736
737 % Plot do contraste da intensidade dos pixeis registado em cada defeito ao
738 % longo do tempo.
739 for n=1:numDef
740     leg1{n}=sprintf('%d defeito - Dados originais',n);
741     plot1(n)=plot(x,ContDef(:,n),':','DisplayName',leg1{n},'Color',[0.8 0.2 rand
       (1)]);
742     hold on;
743 end
744 % Transformacao dos valores registados experimentalmente numa funcao continua.
745 for n=1:numDef
746     leg2{n}=sprintf('%d defeito - Dados aproximados',n);
747     plot2(n)=plot(x,ContDefSmooth(:,n),'DisplayName',leg2{n},'Color',[0.2 rand
       (1) 0.8]);
748     hold on;
749 end
750 % Sinalizacao do instante de contraste maximo da intensidade dos pixeis em
751 % cada defeito.
752 for n=1:numDef
753     leg3{n}=sprintf('%d defeito - Contraste maximo',n);
```

```

754     plot3(n)=plot(tContrasteDef(1,n),ContDefSmooth(tContrasteDef(1,n),n),'*','
Display Name',leg3{n},'Color',[rand(1) 0.8 0.2]);
755     txt = [num2str(round(tContrasteDef(1,n)/fps)),' s'];
756     text(tContrasteDef(1,n),ContDefSmooth(tContrasteDef(1,n),n)*1.03,txt)
757     hold on
758 end
759
760 % Troca das unidades das abcissas de frames para segundos.
761 xticks(0:10*fps:round(tvid*fps))
762 xticklabels({0:10:tvid})
763
764 xlabel('Tempo (em segundos)')
765 ylabel(sprintf('Diferença entre a intensidade de um pixel\n e a intensidade
media da sua vizinhanca'))
766 title(sprintf(['Diferença entre a intensidade dos pixels de cada defeito ' ...
767 'relativamente\n a intensidade media da sua vizinhanca ao longo do tempo'],
'FontSize', 10));
768 legend
769 % Maximiza a janela da figura.
770 set(gcf,'units','normalized','outerposition',[0 0 1 1])
771 toc % Devolve o tempo necessario para correr o presente sistema de
reconhecimento de defeitos.

```




SEMPRE EM PARTECIPAZIONE

NOVA SCHOOL OF MANAGEMENT



NOVA SCHOOL OF MANAGEMENT