

Identificação de minas terrestres em imagens de infravermelho térmico

Jorge Leitão Pimenta

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Orientadores

Professor Doutor José Manuel Biucas Dias

Professor Doutor José Silvestre Serra da Silva

Júri

Presidente:

Orientador:

Vogais:

Outubro de 2015

Agradecimentos

Quero deixar uma palavra de agradecimento a todos aqueles que, de uma forma ou de outra, contribuíram para a realização deste trabalho e para que conseguisse alcançar este objetivo tão desejado.

Um agradecimento ao Regimento de Engenharia nº1 pelo apoio prestado na construção dos campos minados e por todos os meios materiais e pessoais disponibilizados.

Agradeço aos meus orientadores, Professor Doutor José Bioucas e Professor Doutor José Silva pela oportunidade dada para realizar este trabalho, pela orientação, pelos conselhos e pelo apoio prestado ao longo deste trabalho.

Aos meus camaradas e amigos do curso de Transmissões, pelos seis anos de convívio, pelos momentos vividos, pelos conselhos e pela amizade.

Aos meus verdadeiros amigos, por tudo aquilo que vocês são, pelo ânimo, pela motivação e pelas aventuras vividas ao longo de todos estes anos.

À minha família, pelas palavras de apoio, de ânimo e de força durante este meu percurso. E que, apesar de estarem longe, estão sempre perto.

Em especial, quero agradecer aos meus pais, irmã e avó a quem devo tudo, pelo apoio incondicional em todas as minhas decisões, pelo carinho, pela educação que me deram e pelos sábios conselhos.

Resumo

Esta dissertação destina-se ao desenvolvimento de uma metodologia para a deteção de minas terrestres em imagens térmicas adquiridas em contexto militar. A deteção das minas em imagens térmicas é condicionada por diversos fatores, tais como: as características das minas, as características do terreno e profundidade a que as mesmas são colocadas. As condições em que as imagens são obtidas influenciam diretamente as metodologias utilizadas para efetuar a deteção automática das minas, através de técnicas de processamento de imagem.

A metodologia seguida neste trabalho é composta por duas fases: obtenção de imagens térmicas e o seu processamento. Na primeira fase foram elaborados diversos campos minados para averiguar quais os fatores que influenciam a deteção das minas. Na segunda fase foi feito o processamento de um conjunto de imagens para detetar as assinaturas das minas. Este processamento inclui a classificação com os algoritmos *K-Nearest Neighbours* (KNN) e máquina de suporte vetorial e parametrização recorrendo a validação cruzada com o método *10-fold*.

Foi implementada uma segunda abordagem baseada em segmentação com recurso a limiares. Assim, foi possível efetuar uma comparação relativa entre os algoritmos de classificação e o de segmentação. A análise dos resultados obtidos permite identificar como fatores que condicionam a deteção das minas a emissividade das mesmas, a sua profundidade de enterro, a presença de vegetação na superfície do solo e o período do dia em que as imagens são obtidas.

A melhor classificação das imagens foi obtida com o classificador KNN para 40 características, selecionadas com *Sequential Backward Selection* (SBS), recorrendo à métrica de distância da correlação.

PALAVRAS-CHAVE: termografia, minas terrestres, classificadores, segmentação.

Abstract

This paper aims to develop a methodology for the detection of landmines with thermal images acquired in military context. Thermal images enable the study of several factors that condition the detection of landmines such as their characteristics, the soil characteristics and burial depth. The conditions under which the images are obtained directly influence the methodologies used to perform the automatic detection of landmines through image processing techniques.

This paper's methodologies follow two phases: acquisition of thermal images and its processing. In the first phase were prepared some minefields to identify the factors that influence the quality of detection. In the second phase was conducted the image processing on a set of images for landmine detection. This processing was based on classification using K-Nearest Neighbor (KNN) and Support Vector Machine (SVM) algorithms and parameterization using the 10-fold cross validation technique.

A second approach was implemented based on segmentation using thresholds. Thus, it was possible to make a relative comparison between the classification and segmentation algorithms. The obtained results allow us to identify as factors that influence the detection of thermal signatures of landmines the emissivity of the mines, the burial depth, the presence of vegetation on the surface of the soil and the time of the day at which images are obtained.

The optimal classification was obtained with the KNN classifier to 40 features selected with Sequential Backward Selection (SBS), and using the distance metric of correlation.

KEYWORDS: thermography, landmine, classifiers, segmentation.

Índice

Agradecimentos.....	iii
Resumo	v
Abstract.....	vi
Índice de tabelas	ix
Índice de figuras	x
Lista de siglas e acrónimos	xiii
Lista de símbolos.....	xiv
1 Introdução	1
1.1 Enquadramento	1
1.2 Motivação	1
1.3 Objetivos.....	2
1.4 Estrutura do trabalho	2
2 Caracterização das Minas.....	4
2.1 Emprego de campos de minas.....	4
2.2 Tipos de campos de minas.....	5
2.3 Descrição dos componentes das minas e seu funcionamento	6
2.4 Tipos de minas	8
2.4.1 Minas reais	8
2.4.1.1 Minas Anticarro (AC)	8
2.4.1.2 Minas Antipessoais (AP)	9
2.4.2 Minas simuladas e de instrução	10
2.5 Detecção das minas terrestres.....	10
3 Detecção de minas baseada em imagem térmica. Estado da Arte.....	14
4 Metodologia.....	17
4.1 Criação de campos com minas	17
4.1.1 Experiência 1: Campos multi - solo no interior.....	18
4.1.2 Experiência 2: campos multi – solo no exterior.....	20
4.1.3 Experiência 3: campo em solo inerte	21
4.1.4 Experiência 4: campos com minas reais.....	23
4.2 Detecção de minas.....	24

4.2.1	Extração de características	24
4.2.2	Classificação.....	27
4.2.2.1	Classificador SVM	29
4.2.2.2	Classificador KNN.....	30
4.2.3	Segmentação.....	31
5	Resultados e discussão	34
5.1	Criação de campos com minas	34
5.1.1	Experiência 1: campos multi – solo no interior.....	34
5.1.2	Experiência 2: campos multi – solo no exterior.....	37
5.1.3	Experiência 3: campo em solo inerte	40
5.1.4	Experiência 4: campos com minas reais.....	45
5.2	Procedimentos para a deteção de minas.....	48
5.2.1	Conjunto de dados experimentais	49
5.2.2	Análise da performance dos algoritmos utilizados	51
6	Conclusões.....	57
6.1	Trabalho futuro	59
	Referências	60
	Anexo A.....	62
	Anexo B.....	63
	Anexo C.....	64
	Anexo D.....	65

Índice de tabelas

Tabela 1: Especificações principais das minas AP da figura 9.....	10
Tabela 2: Sumário das principais tecnologias de detecção de minas. Adaptado de [9]	12
Tabela 3: Principais fatores que podem ser considerados na detecção de objetos enterrados com sensores térmicos.	18
Tabela 4: Composição dos objetos a enterrar e orientação em relação ao solo.....	20
Tabela 5: Planificação do campo 1 da experiência 3.....	22
Tabela 6: Características de 1ª ordem.....	25
Tabela 7: Equação e breve descrição das características de 2ª ordem.....	27
Tabela 8: Matriz de confusão para problemas de classificação binária.	28
Tabela 9: Métricas de distância aplicadas no algoritmo KNN.....	31
Tabela 10: Características das imagens do conjunto de treino	50
Tabela A. 1: Planeamento dos campos minados da experiência 4	62

Índice de figuras

Figura 1: Esquema de uma mina tipo. 1-Espoleta, 2-Detonador, 3-Reforçador, 4-Carga Principal, 5-Corpo da mina	6
Figura 2: Cadeia de fogo de uma mina tipo. A- ocorre uma ação iniciadora, B- o percutor fere a cápsula fulminante ou espoleta, C- a cápsula fulminante produz calor ou chama, D- inicia-se o detonador, E- o detonador produz uma pequena detonação, F- Inicia-se o reforçador, G- o reforçador produz uma detonação, H- inicia-se a carga principal, I- a carga principal explode.	7
Figura 3: Mina Anticarro TM-62M [3].....	9
Figura 4: Minas Antipessoais típicas. (a) PRB-M35, (b) PMN, (c) VALMARA-69 e (d) MON-100 [3]	9
Figura 5: Esquema de uma mina tipo. 1-Espoleta, 2-Detonador, 3-Reforçador, 4-Carga Principal, 5-Corpo da mina.	13
Figura 6: Cadeia de fogo de uma mina tipo. A- ocorre uma ação iniciadora, B- o percutor fere a cápsula fulminante ou espoleta, C- a cápsula fulminante produz calor ou chama, D- inicia-se o detonador, E- o detonador produz uma pequena detonação, F- Inicia-se o reforçador, G- o reforçador produz uma detonação, H- inicia-se a carga principal, I- a carga principal explode.	13
Figura 7: Mina AT M15 [1].	13
Figura 8: Minas Antipessoais típicas. (a) PRB-M35, (b) PMN, (c) VALMARA-69 e (d) MON-100 [3]. .	13
Figura 9: Disposição as caixas 1,2,3 de cima para baixo.	19
Figura 10: Vista de cima da disposição dos objetos em cada caixa.	20
Figura 11: Disposição das caixas na experiência 2.	20
Figura 12: Placa de isolante térmico ROOFMATE [2].	21
Figura 13: Planificação da experiência 3.	22
Figura 14: Obtenção de imagens no Regimento de Engenharia nº1 em Tancos. a) Aparato da obtenção das imagens térmicas. b) e c) Preparação dos campos minados.	24
Figura 15: Definição do hiperplano que garante uma maior margem.....	29
Figura 16: Predição da classe de uma amostra com o classificador KNN.	30
Figura 17: Campo com minas. Encontra-se disposta uma mina em cada canto da imagem.....	32
Figura 18: Caixa com solo negro na experiência 1 com objetos à superfície (imagem visível)	35
Figura 19: Caixa com solo arenoso na experiência 1 com objetos à superfície (imagem visível)	35
Figura 20: Caixa com solo orgânico na experiência 1 com objetos à superfície (imagem visível).....	35
Figura 21: Caixa com solo negro na experiência 1 com objetos à superfície (imagem térmica)	35
Figura 22: Caixa com solo arenoso na experiência 1 com objetos à superfície (imagem térmica).....	35
Figura 23: Caixa com solo orgânico na experiência 1 com objetos à superfície (imagem térmica).....	35
Figura 24: Caixa com solo orgânico na experiência 1 com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica).....	35
Figura 25: Caixa com solo arenoso na experiência 1 com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica).....	35
Figura 26: Caixa com solo negro na experiência 1 com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica).....	35

Figura 27: Caixa com solo arenoso a uma profundidade de 0cm com aquecimento prévio dos objetos (imagem visível)	36
Figura 28: Caixa com solo arenoso a uma profundidade de 0cm com aquecimento prévio dos objetos (imagem térmica).....	36
Figura 29: Experiência preliminar no exterior sem isolante térmico (imagem visível)	37
Figura 30: Experiência preliminar no exterior sem isolante térmico (imagem térmica)	37
Figura 31: Caixa com solo negro com objetos à superfície (imagem visível).....	38
Figura 32: Caixa com solo arenoso com objetos à superfície (imagem visível)	38
Figura 33: Caixa com solo orgânico com objetos à superfície (imagem visível)	38
Figura 34: Caixa com solo negro com objetos à superfície (imagem térmica).....	38
Figura 35: Caixa com solo arenoso com objetos à superfície (imagem térmica)	38
Figura 36: Caixa com solo orgânico com objetos à superfície (imagem térmica)	38
Figura 37: Caixa com solo negro com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica).....	38
Figura 38: Caixa com solo arenoso com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica).....	38
Figura 39: Caixa com solo negro com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica).....	38
Figura 40: Caixa com solo arenoso com objetos à profundidade de 1.5 cm (Imagem térmica).....	39
Figura 41: Caixa com solo orgânico com objetos à profundidade de 1.5 cm (imagem térmica).....	39
Figura 42: Caixa com solo negro com objetos à profundidade de 1.5 cm (imagem térmica).....	39
Figura 43: Campo 1 fotografado da posição 1	41
Figura 44: Campo 1 fotografado da posição 2	41
Figura 45: Campo 1 fotografado da posição 3	41
Figura 46: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica).....	41
Figura 47: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica).....	41
Figura 48: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica).....	41
Figura 49: Campo 1 fotografado da posição 2	42
Figura 50: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica).....	42
Figura 51: Campo 1 fotografado da posição 2	42
Figura 52: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica).....	42
Figura 53: Campo 1 fotografado da posição 2	43
Figura 54: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica).....	43
Figura 55: Campo 2 fotografado da posição 2	44
Figura 56: Campo 2 fotografado da posição 2 (imagem térmica).....	44
Figura 57: Campo 2 fotografado da posição 2	44
Figura 58: Campo 2 fotografado da posição 2 (imagem térmica).....	44
Figura 59: Campo 1 (imagem visível)	45
Figura 60: Campo 1 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos	45
Figura 61: Campo 1 fotografado de manhã com iluminador de infravermelhos	45
Figura 62: Campo 1 fotografado de tarde sem iluminador de infravermelhos	46
Figura 63: Campo 1 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos	46
Figura 64: Campo 2 (imagem visível)	46

Figura 65: Campo 2 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos	46
Figura 66: Campo 2 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos	46
Figura 67: Campo 3 (imagem visível)	47
Figura 68: Campo 3 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos	47
Figura 69: Campo 3 fotografado de manhã com iluminador de infravermelhos	47
Figura 70: Campo 3 fotografado de tarde sem iluminador de infravermelhos	47
Figura 71: Campo 3 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos	47
Figura 72: Campo 4 (imagem visível)	48
Figura 73: Campo 4 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos	48
Figura 74: Campo 4 fotografado de manhã com iluminador de infravermelhos	48
Figura 75: Campo 4 fotografado de tarde sem iluminador de infravermelhos	48
Figura 76: Campo 4 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos	48
Figura 77: Conjunto de dados utilizados para o estudo dos classificadores. Imagens de cima (a,b,c,d) correspondem à imagem térmica e imagem em baixo (a1,b1,c1,d1,e1) correspondem à identificação das regiões com os objetos visíveis por inspeção visual (a branco)	50
Figura 78: SuperROI's utilizadas no conjunto de treino dos classificadores	50
Figura 79: Performance da deteção de minas com classificador KNN com seletor SFS	52
Figura 80: Performance da deteção de minas com classificador KNN com seletor SBS	53
Figura 81: Performance da deteção de minas para os diferentes núcleos do classificador SVM com recurso a SFS.....	54
Figura 82: Regiões de classificação de minas resultantes do classificador SVM com recurso a SFS	55
Figura 83: Segmentação da imagem b) da figura 72	56
Figura 84: Imagem b) da figura 72	56
Figura B. 1: Campo 1 fotografado da posição 3	63
Figura B. 2: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica)	63
Figura B. 3: Campo 1 fotografado da posição 1	63
Figura B. 4: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica)	63
Figura C. 1: Campo 1 fotografado da posição 1	64
Figura C. 2: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica)	64
Figura C. 3: Campo 1 fotografado da posição 3	64
Figura C. 4: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica)	64
Figura D. 1: Campo 1 fotografado da posição 1	65
Figura D. 2: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica)	65
Figura D. 3: Campo 1 fotografado da posição 3	65
Figura D. 4: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica)	65

Lista de siglas e acrónimos

AC	Anticarro
AP	Antipessoal
CM	Campo de minas
TNT	Trinitrotoluene
RDX	<i>Research Department X</i>
GPR	<i>Ground-Penetrating Radar</i>
NQR	<i>Nuclear Quadrature Resonance</i>
GLCM	<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i>
IED	<i>Improvised Explosive Device</i>
KNN	<i>K-Nearest Neighbours</i>
MLP	Multilayer perceptron
NN	<i>Nearest Neighbours</i>
ROI	<i>Region of interest</i>
SBS	<i>Sequential Backward Selection</i>
SFS	<i>Sequential Forward Selection</i>
superROI	<i>Super region of interest</i>
SVM	Support Vector Machine

Lista de símbolos

\bar{X}	Média da intensidade dos píxels
σ	Desvio padrão
μ	Média aritmética
k	Curtose
K	Número de vizinhos do classificador nearest neighbour

1 Introdução

1.1 Enquadramento

O problema da desminagem é atual, complexo e exigente devido a uma multiplicidade de fatores a considerar no momento da deteção. De modo a solucionar este problema, nas últimas décadas têm sido desenvolvidas diversas tecnologias com o intuito de efetuar uma deteção o mais fidedigna possível independentemente do local, do tipo de mina e da disposição das mesmas no solo.

A presente dissertação apresenta um estudo sobre a deteção de minas terrestres recorrendo a termografia. A tecnologia baseada em termografia permite obter informação na banda do infravermelho térmico a uma distância considerada segura. Esta tecnologia baseia-se no pressuposto de que todos os corpos estão a uma temperatura superior ao zero absoluto e, portanto, emitem radiação térmica. Esta radiação é captada e convertida numa imagem, dita imagem térmica, que representa a distribuição da temperatura superficial da superfície observada.

O raciocínio inerente à deteção de minas terrestres recorrendo à termografia baseia-se no pressuposto de que as imagens térmicas possuem regiões com elevado gradiente térmico correspondentes a potenciais alvos de minas para posterior inativação e remoção. Esse gradiente térmico refere-se à diferença de temperaturas entre o primeiro plano (região de mina) e o plano de fundo (regiões sem mina). A temperatura dos materiais identificados numa imagem térmica depende da emissividade dos mesmos. A emissividade consiste na medição da gama de radiação emitida pelos materiais, comparativamente à que é emitida por um corpo negro perfeito à mesma temperatura.

1.2 Motivação

Além das vítimas humanas, tempo e dinheiro investido para a desminagem, as minas também provocam a inacessibilidade a grandes áreas de terrenos férteis e a acessos que poderiam ser regularmente utilizados pela população local. Em 2012 verificaram-se 4325 ocorrências¹, maioritariamente civis e crianças, em 52 estados diferentes. Verificou-se uma maior incidência no continente Asiático e Africano. O Afeganistão registou mais de 1000 ocorrências no ano de 2012 [4].

Em 2013 ainda existiam países com regiões contaminadas entre os 10-100 km² (contaminação elevada) e superior a 100 km² (contaminação muito elevada). Os países com maior área de contaminação são a Turquia, Afeganistão, Irão, Bósnia Herzegovina e Angola. Em 2013 verificaram-se 3308 ocorrências, menos 24% que em 2012. Destas ocorrências 79% correspondem a civis, das quais 46% foram crianças [4].

¹ Ocorrências consistem na morte ou ferimentos de seres humanos.

Em 1997 foi criado o tratado de proibição de minas (oficialmente a convenção sobre a proibição do uso, armazenamento, produção e transferência de minas antipessoais e sua destruição). Este tratado proporciona um melhor enquadramento para os governos a fim de aliviar o sofrimento dos civis que vivem nestas regiões. Os países que assinaram o tratado comprometeram-se a [4]:

- Nunca usar minas antipessoais, nem desenvolver, produzir, adquirir, armazenar, conservar ou transferir;
- Destruir o *stock* de minas num prazo de 4 anos;
- Limpar todas as áreas minadas num prazo de 10 anos;
- Em países afetados pelas minas, ensinar sobre os riscos das minas e garantir a exclusão dos civis das regiões minadas;
- Prestar assistência para cuidados e reabilitação, e integração social e económica, dos civis que forem vítimas;
- Oferecer assistência a outros estados membros através de, por exemplo, fornecimento de mantimentos e contribuição nos programas de remoção das minas;
- Adotar medidas nacionais para garantir que os termos do tratado são aceites em cada território;
- Elaborar um relatório anual com os progressos na implementação do tratado.

Assim sendo, a utilização de novas tecnologias e o desenvolvimento de novas metodologias são prioritárias tanto para o bem-estar das populações, como para os governos que deste modo aumentam a probabilidade de cumprimento das exigências impostas pelo tratado.

1.3 Objetivos

Na última década têm sido estudadas tecnologias na área da física de sensores, processamento de sinais e robótica para deteção de minas. O objetivo deste trabalho é desenvolver e implementar metodologias para a deteção de minas a partir de imagens térmicas de campos minados.

1.4 Estrutura do trabalho

Esta dissertação possui 6 capítulos. O capítulo 2 efetua uma apresentação das minas terrestres. Considerou-se relevante a descrição e categorização dos tipos de minas e do seu emprego tático, bem como a descrição de diferentes tecnologias utilizadas na desminagem.

No capítulo 3 é apresentado o estado de arte com metodologias no âmbito da deteção de minas terrestres com imagem na banda do infravermelho térmico, elaboradas por outros autores.

No capítulo 4 são expostas as metodologias utilizadas para a obtenção das imagens térmicas e o estudo dos diferentes fatores que influenciam a capacidade de deteção do sensor. Numa segunda fase são apresentadas as técnicas de processamento de imagem que são aplicadas às imagens obtidas na primeira fase.

No capítulo 5 são apresentados os resultados relativos às metodologias elaboradas e discutidos os resultados a fim de poder retirar elações sobre o trabalho efetuado.

Por fim, no capítulo 6 são apresentadas as conclusões do trabalho e estudos futuros que poderão ser efetuados no âmbito da detecção de minas terrestres com imagens na banda do infravermelho térmico a fim de otimizar os métodos de detecção com base em termografia.

2 Caracterização das Minas

Uma mina terrestre é um engenho explosivo que é empregue para destruir ou incapacitar pessoal ou veículos terrestres, barcos e aeronaves. Pode ser detonada pela ação das suas vítimas, pela passagem do tempo ou por meios controlados [5].

O emprego de campos de minas no campo de batalha destina-se, juntamente com os restantes obstáculos do plano de barragens, a conseguir os efeitos de deter, retardar, canalizar ou desorganizar o inimigo. As minas são excelentes obstáculos artificiais, facilmente transportadas e instaladas no terreno, e constituem-se sempre como um perigo para o inimigo [5].

Recorre-se ao lançamento de minas nas seguintes circunstâncias:

- Proteção local;
- Economia de forças;
- Reforço de posições defensivas;
- Perturbar o avanço do inimigo.

Quando empregues em quantidades adequadas, numa área específica e de acordo com determinados princípios, constituem-se como campos de minas.

É pertinente abordar ainda o conceito de IED (*Improvised Explosive Device*). De facto, nos conflitos atuais tem sido prática comum o emprego de engenhos explosivos improvisados, muitos deles fabricados a partir de componentes ou remanescentes de minas. Estes dispositivos são fabricados e colocados no terreno de forma improvisada incorporando químicos destrutivos, letais, nocivos, pirotécnicos ou incendiários e concebidos para destruir, incapacitar ou distrair. Como são improvisados podem possuir formas e dimensões muito variadas, dependendo dos materiais disponíveis pelo fabricante [5].

2.1 Emprego de campos de minas

Os campos de minas (CM) são planeados para desorganizar, canalizar, retardar ou deter o inimigo e podem ser empregues de três modos: orientados para o terreno, para a situação e para o alvo [6].

O planeamento dos CM orientados para o terreno deve ser baseado numa análise minuciosa do terreno. Estes CM reforçam ou modificam o terreno defensivo existente. Devem ser preparados o mais cedo possível.

Os CM orientados para a situação são executados após a identificação dos eixos de aproximação, pontos importantes e do potencial relativo de combate, com o intuito de reforçar as defesas existentes.

Por fim, os CM orientados para o alvo são executados através do lançamento de minas dispersáveis², as quais permitem atacar alvos diretamente. De modo a provocar baixas no inimigo, é fundamental dispor de informações em tempo real, bem como de recursos e capacidades para atuar

² As minas dispersáveis são lançadas no terreno por vetores: acoplados a veículos, por meios aéreos, pela artilharia e por contentores colocados no terreno.

num curto período de tempo. Os principais alvos são forças mecanizadas, aquartelamentos (nomeadamente quartéis gerais) e elementos de apoio de fogos.

2.2 Tipos de campos de minas

É importante distinguir claramente os tipos de CM dos seus métodos de lançamento. O método de lançamento refere-se apenas ao modo como são colocadas/dispersadas as minas na sua posição. O tipo de CM está associado ao efeito pretendido no campo de batalha e distinguem-se os seguintes tipos: de proteção, tático, pontual e simulado.

Os campos de minas de proteção são de natureza temporária e são utilizados como parte de um perímetro defensivo de uma unidade, destinando-se à proteção próxima de unidades estacionadas. São usados para proteger pessoal, material, equipamentos e infraestruturas de ataques e ameaças. Os CM de proteção podem ser deliberados ou expeditos. Os deliberados estão normalmente afetos a instalações fixas, enquanto os expeditos são tipicamente usados pelas unidades combatentes, por exemplo quando estacionam na zona da frente. Os CM de proteção são normalmente lançados por pequenas unidades isoladas e podem materializar-se em minas isoladas lançadas à frente de uma posição, ou num campo de minas padrão. Devem localizar-se fora do alcance de granadas de mão, mas dentro do alcance das armas ligeiras das nossas tropas. Destacam-se as seguintes características de um CM de proteção [6]:

- As minas podem ser enterradas ou à superfície;
- O campo é sinalizado, balizado e registado;
- O campo é coberto pela observação e pelo fogo das armas ligeiras da unidade protegida;
- Devem prever-se itinerários exteriores ao campo e passagens através deste para que não se torne um obstáculo ao movimento das tropas amigas.
- A unidade levanta todas as minas ao sair da área.

Os CM táticos são empregues de modo a interferirem diretamente com a manobra do inimigo.

Os principais objetivos destes CM são:

- Deter, retardar, canalizar e desorganizar o inimigo;
- Contribuir para a redução da mobilidade do inimigo;
- Dificultar as penetrações das tropas inimigas no sistema defensivo das tropas amigas;
- Aumentar o poder de fogo das armas das forças amigas;
- Reforçar a defesa de posições amigas;
- Dificultar envolvimentos e reforços por parte do inimigo;
- Proteger flancos das tropas amigas.

Os efeitos destes CM devem ser sincronizados em tempo, espaço, intenção tática, e com os planos de fogo (direto e indireto), e devem ser devidamente integrados com os planos de manobra.

Os CM pontuais podem incluir todo o tipo de minas AP e AC. Podem ser lançados para reforçar obstáculos existentes, para conferir proteção rápida contra ataques do inimigo ao longo de um flanco, lançados no interior do dispositivo inimigo ou deixados em terrenos que o inimigo irá controlar. Os seus objetivos primários são:

- Proibir ao inimigo o uso de pontos-chave do terreno;
- Obter alvos para as armas de longo alcance;
- Desorganizar as atividades na retaguarda das tropas inimigas.

Estes CM normalmente assumem a forma de minagem de itinerários, proibição de estradas, minagem de linhas de caminhos-de-ferro e armadilhas. Os CM pontuais são típicos de operações retrógradas e da guerra de guerrilha.

Um CM simulado é desprovido de minas reais, mas pretende-se iludir o inimigo quanto à sua existência efetiva. É normalmente utilizado quando existe escassez de recursos humanos, materiais e de tempo, sendo empregue como medida de decepção. Podem ser utilizados como extensão de campos de minas reais, ou mesmo como passagens em campos de minas reais. De modo a tornar estes CM mais realistas, deve-se enterrar objetos metálicos, remexer o terreno e simular o enterro de minas. Os campos simulados apenas provocam efeito sobre o inimigo, caso ele já se encontre sensibilizado para o perigo da existência de minas [6].

Concluindo, a eficácia de um campo de minas depende da sua localização, extensão, tipologia e da densidade de minas. Para serem eficazes, deverão ser cobertos por fogos e devidamente integrados no plano defensivo.

2.3 Descrição dos componentes das minas e seu funcionamento

Uma mina terrestre é essencialmente composta por mecanismo de fogo, corpo, carga principal, reforçador e detonador, tal como ilustrado na figura 1.

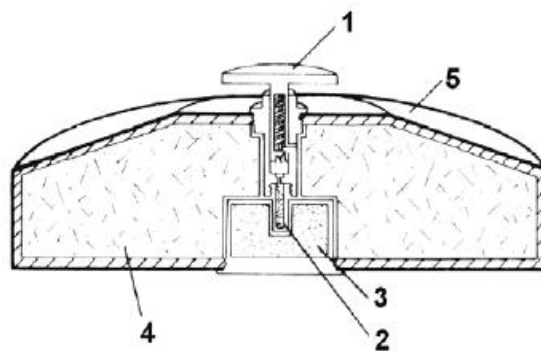


Figura 1: Esquema de uma mina tipo. 1-Espoleta, 2-Detonador, 3-Reforçador, 4-Carga Principal, 5-Corpo da mina

As minas reais podem ser classificadas de acordo com corpo da mina, forma, carga principal, ação iniciadora, facilidade em ser detetada e finalidade.

Os corpos das minas podem ser de muitos materiais como plástico, aço, cerâmica, vidro e madeira. Quanto à forma, as minas podem ser essencialmente retangulares, cilíndricas e cúbicas. As cargas principais podem ser explosivas, incendiárias ou químicas.

A cadeia de fogo é iniciada através de uma ação sobre a espoleta (e.g. movimento, pressão, vibração ou magnetismo), que por libertação de energia térmica, cinética ou elétrica, iniciará o detonador, e provocará o rebentamento da carga principal. Caso a energia necessária para ativar a carga principal seja elevada, poderá existir um reforçador no mecanismo de fogo, nomeadamente

entre o detonador e a carga principal. O rebentamento da mina só ocorrerá se nenhuma das etapas da cadeia de fogo for interrompida. Por último, refira-se a possibilidade de existência de vários mecanismos de fogo para uma mesma mina. Na figura 2 ilustra-se um mecanismo de fogo de uma mina.

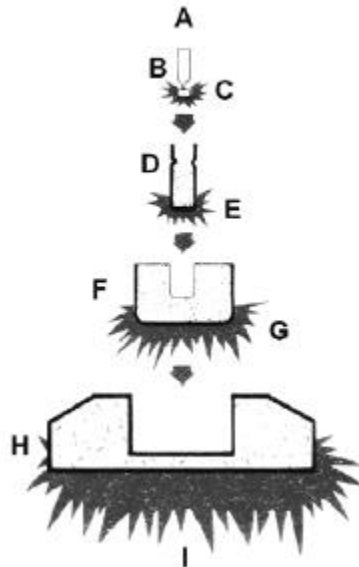


Figura 2: Cadeia de fogo de uma mina tipo. A- ocorre uma ação iniciadora, B- o percutor fere a cápsula fulminante ou espoleta, C- a cápsula fulminante produz calor ou chama, D- inicia-se o detonador, E- o detonador produz uma pequena detonação, F- Inicia-se o reforçador, G- o reforçador produz uma detonação, H- inicia-se a carga principal, I- a carga principal explode.

A ação iniciadora é responsável por ativar a cadeia de fogo de uma mina quando a mesma se encontra armada. Esta ação pode ser efetuada por diversos métodos como pressão, tração, distensão, descompressão e por impulsos. A pressão é a mais vulgar e consiste em exercer uma força de cima para baixo sobre a mina. Pretende-se que esta força seja exercida pelos membros inferiores da vítima ou pelas rodas/lagartas de uma viatura das tropas inimigas. A tração é normalmente exercida sobre um arame ligado à espoleta. A quebra da tensão exercida sobre um arame (corte de arame de tropeçar) que impede a espoleta de funcionar é o método por distensão. Na descompressão é retirado um peso de cima da espoleta, peso esse que impede o funcionamento da espoleta. Os impulsos que podem acionar o funcionamento da espoleta são: elétricos, por vibrações, acústicos, sensores eletromagnéticos e influência magnética. Nos impulsos elétricos é introduzida uma corrente elétrica nos fios condutores que estão ligados a uma espoleta elétrica. O mecanismo de fogo pode também ser ativado através de vibrações transmitidas pelo terreno provocadas pela aproximação do alvo à espoleta. Os impulsos acústicos são detetados por sensores acústicos com a aproximação do alvo. Os sensores eletromagnéticos emitem um sinal a um processador eletrónico. Os sensores magnéticos captam as alterações no campo magnético em volta da mina.

A espoleta é o primeiro componente da cadeia de fogo que é ativada por uma ação iniciadora. Os tipos de espoletas são denominados pelo meio usado para iniciar a cadeia de fogo. Distinguem-se quatro principais tipos de espoletas: (i) mecânicas que funcionam através de uma mola que impele

um percutor contra a capsula fulminante que inicia um detonador; (ii) químicas, através da quebra de um pequeno contentor de um composto químico, o qual reage com outra substância para gerar calor, inflamando o detonador; (iii) de fricção, através da produção de uma chama que faz explodir o detonador; (iv) elétricas, que funcionam através do fecho de um circuito elétrico, devido à ação iniciadora, fazendo explodir um detonador elétrico.

2.4 Tipos de minas

Existe uma elevada categorização dos tipos de minas existentes na atualidade, dependendo da finalidade perspetivada para cada mina. Assim, as minas podem dividir-se em três tipos diferentes: reais, simuladas e de instrução.

2.4.1 Minas reais

Quanto à ação iniciadora são:

- Minas de contacto: acionadas pelo contato direto com o alvo;
- Minas controladas: acionadas por observador no momento desejado;
- Minas de influência: acionadas pela proximidade do alvo como vibração;
- Minas de autodestruição: acionadas depois de um certo espaço de tempo sem qualquer influência externa.

Quanto à facilidade de deteção, as minas podem ser metálicas ou não metálicas. Por fim, de acordo com a finalidade, as minas podem ser classificadas em minas anticarro (AC) e minas antipessoais (AP).

2.4.1.1 Minas Anticarro (AC)

A generalidade das minas AC possui corpo metálico e o seu tamanho e pressão de detonação é superior relativamente às minas AP. No entanto, já existem minas AC com corpo de madeira e plástico. Possuem formas variadas (discos, cilindros, entre outros) e possuem cargas até 15 kg com tendência a diminuir. O material explosivo é tipicamente TNT, Composto B ou *RDX*. São ainda caracterizadas por gerar grandes estilhaços metálicos após a explosão.

O principal alvo deste tipo de minas é veículos e a ação iniciadora pode ser por pressão, devida ao peso do veículo, por comando à distância, por alterações magnéticas devidas à passagem de um veículo, entre outros.

Na figura 3 é apresentado um exemplo de uma mina AC.



Figura 3: Mina Anticarro TM-62M [3]

2.4.1.2 Minas Antipessoais (AP)

Uma mina antipessoal é concebida para explodir pela proximidade ou contacto e destina-se a incapacitar, ferir ou matar pessoas. As minas antipessoais são normalmente detonadas quando é efetuada uma pressão sobre a espoleta ou quando um arame de tropeçar é tracionado. No entanto, podem ser iniciadas por controlo remoto. Podem ser encontradas na superfície e enterradas e geralmente são caracterizadas por pequenos dispositivos com diferentes formatos. Muitas vezes estão camufladas no ambiente em que são instaladas e podem ser fabricadas com plástico, madeira ou metal. As minas antipessoais causam baixas essencialmente devidas aos efeitos de sopro de fragmentação.

As minas antipessoais de sopro são normalmente acionadas por pressão, em particular pelo contacto físico com a própria vítima. Estas minas são concebidas para provocar ferimentos graves, normalmente a amputação de um ou mais membros ou até a morte. Possuem geralmente um formato cilíndrico e medem entre 7 a 16 cm de diâmetro e entre 5 a 10 cm de altura, possuindo uma pequena quantidade de explosivo (por norma inferior a 100 gramas).

As minas antipessoais de fragmentação visam afetar um elevado número de pessoas, nomeadamente pelos fragmentos expelidos pela carga explosiva e pelo corpo da mina. A maioria destas minas possui objetos metálicos que se tornam projéteis aquando da detonação da mina. Existem três tipos de minas de fragmentação: minas de salto, direcionais e estáticas [7].

Na figura 4 e tabela 1 são apresentados alguns exemplos dos tipos de minas supramencionadas.

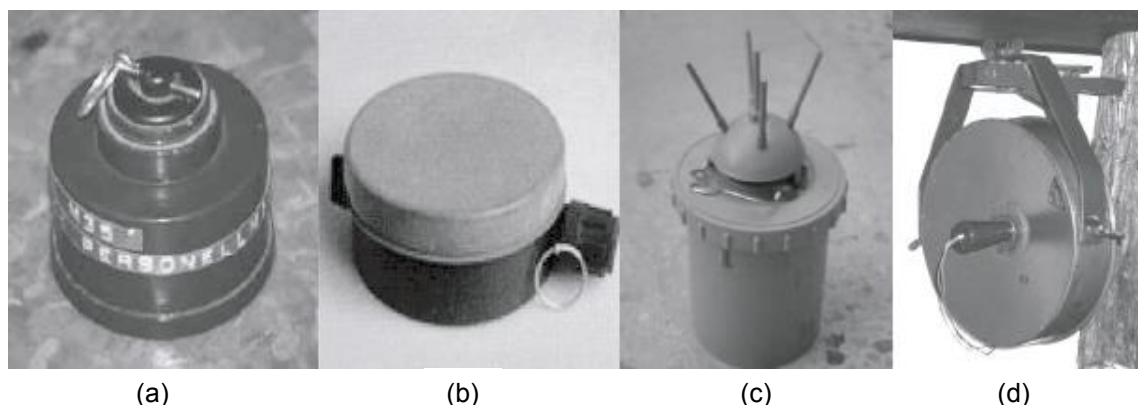


Figura 4: Minas Antipessoais típicas. (a) PRB-M35, (b) PMN, (c) VALMARA-69 e (d) MON-100 [3]

Tabela 1: Especificações principais das minas AP da figura 8

Modelo	Tipo	Diâmetro (mm)	Altura (mm)	Massa (kg)	Corpo da mina	Sensibilidade	Alcance letal
PRB-M35	Sopro	58	64	0.158	Plástico	8 Kg	-
PMN	Sopro	56	112	0.6	Borracha e plástico	8 kg	-
VALMARA-69	Salto e fragmentação	105	130	3.3	Plástico	10.8 kg por pressão e 6 kg por tração	Raio 27 m
MON-100	Direcional de fragmentação	82	236	5	Aço	Depende do tipo de ação iniciadora	100x9.5m em arco

2.4.2 Minas simuladas e de instrução

As minas simuladas são objetos que simulam minas reais. Estas minas têm o objetivo de iludir acerca da existência de minas apenas quando o inimigo já está alertado para a possibilidade de existência de minas instaladas no terreno. Este tipo de minas é usado geralmente quando existe limitação nos recursos disponíveis. Estas minas são usadas em campos simulados, anteriormente apresentados.

As minas de instrução são utilizadas na instrução e subdividem-se em minas de prática, inertes e treino. São minas que se armam e desarmam como as minas reais, mas que substituem o efeito destas pelo lançamento de fumos ou som quando acionadas. As minas inertes são idênticas às minas reais, mas não possuem nenhum componente explosivo. São usadas em sala didática para explicar o funcionamento e o manuseamento das minas reais. As minas de treino são cópias de baixo custo de minas reais, usadas para a instrução com lançadores de minas.

2.5 Detecção das minas terrestres

Enquanto colocar e armar as minas terrestres é relativamente barato e simples, o procedimento inverso de deteção e remoção é tipicamente caro, lento e perigoso. As minas antipessoais são de mais difícil deteção comparativamente com as minas AC. Outro fator que dificulta a deteção é o fato de muitas minas da atualidade possuírem quase todos os seus componentes com materiais não metálicos [8].

Os requisitos da desminagem civil são bastante diferentes dos da desminagem militar afetando o modo como a deteção é efetuada. Durante operações militares de desminagem, o objetivo é abrir uma brecha no campo de batalha o mais rápido possível, muitas vezes utilizando força bruta. A operação de desminagem envolve a identificação do campo minado e a abertura de uma brecha usando, por exemplo, cargas explosivas com o objetivo de abrir uma passagem. A desminagem civil, por outro lado, é mais difícil em relação à desminagem militar pois requer a remoção completa de todas as minas [8].

As minas existentes possuem variadas formas e variados tipos de corpo, pelo que o sistema de deteção deve ser insensível à forma geométrica da mina e ao tipo de corpo da mina. Estas duas características irão permitir ao sistema de deteção efetuar uma melhor distinção entre as minas e a desordem do terreno envolvente (desordem de fundo), como pedras e pedaços de metal. Deste modo

é possível reduzir a taxa de detecção de falsos positivos, bem como o tempo gasto na tentativa de remover um objeto inócuo que à partida era uma mina e na realidade não o é. Por outro lado, é vital que o sistema detete uma taxa próxima de zero para falsos negativos dada a natureza crítica do problema. O sistema não deve ser excessivamente sensível à profundidade de enterramento, uma vez que as minas podem ser enterradas a diferentes profundidades abaixo da superfície do solo. Assim sendo, a detecção de minas envolve lidar com uma grande variedade de minas – materiais e formato –, tipos de terreno e a não uniformidade da desordem de fundo. Esta variedade torna expectável que a assinatura característica devido à presença de uma mina varie globalmente em função das características das minas e das circunstâncias locais das mesmas [8]. Para fazer frente a esta variedade de fatores têm sido desenvolvidas novas metodologias que pretendem fazer face ao problema da detecção de minas terrestres como se apresenta na tabela 2. Nenhum destes métodos está desenvolvido ao ponto de poder ser utilizado com 100% de fiabilidade, no entanto, a junção de diferentes resultados provenientes de diferentes métodos poderá ser promissor dado que cada um deles possui pontos fortes e fracos dependendo das circunstâncias em que é aplicado.

Tabela 2: Sumário das principais tecnologias de detecção de minas. Adaptado de [9]

	Tecnologia	Princípio de Funcionamento	Pontos fortes	Postos fracos
Eletromagnética	Indução eletromagnética	Induz corrente elétrica nos componentes metálicos das minas.	Atua numa grande variedade de ambientes.	Minas com poucos constituintes metálicos e objetos metálicos (não minas) são detetados
	Ground-Penetrating Radar (GPR)	Análise de ondas rádio refletidas no solo	Deteta todas as anomalias, mesmo as não metálicas.	Raízes, rochas, ambientes secos ou extremamente húmidos e desordem natural do solo
	Tomografia da impedância elétrica ³	Determina a distribuição da condutividade elétrica.	Deteta todas as anomalias, mesmo as não metálicas.	Ambientes secos e pode detonar uma mina.
	Deflexão de raio X ⁴	Imagens dos objetos enterrados com raio-X	Capacidade avançada de imagem	Lenta e emite radiação.
	Infravermelho/Híper espectral	Avalia a temperatura, diferenças na luz refletida	Opera a uma distância segura e varre grandes áreas rapidamente	Não consegue detetar minas individuais
Acústica/Sísmica		Reflete ondas sonoras ou sísmicas das minas	Baixa taxa de falso alarme, não confiante nas propriedades eletromagnéticas	Minas profundas, vegetação no solo, superfície gelada
Vapor de Explosivo	Biológica (cães, bactérias)	Organismos vivos detetam vapores do explosivo	Confirma a presença de explosivos	Ambientes secos
	Fluorescente	Medidas alterações na fluorescência de um polímero na presença de vapores explosivos	Confirma a presença de explosivos	Ambientes secos
	Eletroquímica	Medidas alterações na resistência elétrica de um polímero na presença de vapores explosivos	Confirma a presença de explosivos	Ambientes secos
	Piezoelétrica	Medida a alteração de frequência de ressonância de vários materiais na presença de vapores explosivos	Confirma a presença de explosivos	Ambientes secos
	Espectroscopia	Analisa a resposta espectral de uma amostra	Confirma a presença de explosivos	Ambientes secos
Explosivos a granel	Ressonância nuclear em quadratura ⁵	Induz um pulso de frequência rádio que faz com que as ligações químicas nos explosivos ressoem	Identifica explosivos a granel	TNT, líquido explosivo, solos magnéticos
	Neutrões	Induz emissões de radiação do núcleo atômico do explosivo	Identifica o conteúdo elementar do explosivo a granel	Não específico para moléculas explosivas, mistura do solo e flutuações da superfície do solo

A tecnologia GPR deteta objetos enterrados por emissão de ondas rádio na direção da superfície do solo e posterior análise do sinal que é devolvido. Este sinal é gerado pela reflexão dessas ondas nas fronteiras dos objetos que possuem diferentes índices de refração causados por

³ Do inglês *Electrical Impedance Tomography (EIT)*

⁴ Do inglês *X-Ray Backscatter*

⁵ Do inglês *Nuclear Quadrature Resonance (NQR)*

diferenças nas propriedades elétricas. Genericamente, reflexões ocorrem em descontinuidades na constante dielétrica, tais como na fronteira entre solo e uma mina ou entre solo e uma rocha [9].

A tomografia da impedância elétrica usa correntes elétricas para representar a distribuição da condutividade do meio que se pretende investigar. As implementações atuais usam uma disposição matricial bidimensional de elétrodos colocados no solo, obtendo-se a informação da condutividade a partir de estímulos de combinações de elétrodos emparelhados [9].

A tecnologia de deflexão de raio X envolve o envio de radiação raio X para o solo. Os objetos com número atômico baixo, como plásticos, dispersam a radiação de raio X melhor devido à densidade de elétrons. No entanto, a penetração no solo destes dispositivos é fraca [10]

Os sistemas de infravermelhos ou hiper espectrais detetam várias anomalias na radiação eletromagnética refletida ou emitida pelas minas à superfície ou pelo solo ou vegetação imediatamente acima de minas enterradas. Esta tecnologia pode incluir irradiação ativa ou passiva usando uma larga banda de comprimentos de onda do espectro eletromagnético. Os métodos de detecção térmica exploram as variações na temperatura de regiões próximas de minas em relação às áreas envolventes [9].

Os métodos acústicos/sísmicos emitem ondas sonoras através de altifalantes de modo a obter vibração no solo. Os sensores captam as ondas refletidas do solo e das minas. A diferença na amplitude e frequência torna a detecção possível. Estas tecnologias detetam diferenças mecânicas entre solo e minas, e podem complementar a informação obtida da indução eletromagnética [11].

Cada tecnologia de detecção acima apresentada procura por partes mecânicas das minas. Por outro lado, têm sido efetuados estudos com o intuito de desenvolver métodos biológicos e químicos que detetam vapor de explosivos emanados das minas. Os métodos biológicos envolvem o uso de mamíferos, insetos e micro-organismos para detetar explosivos. Estes métodos baseiam-se na detecção de componentes explosivos em vez da detecção de metal ou em mudanças das propriedades físicas do subsolo. Os métodos químicos referem-se essencialmente a vapores derivados da presença de TNT e RDX. A ideia deste método é a construção de sensores capazes de detetar o odor usando princípios eletroquímicos ou piezoelétricos [11]

Os métodos baseados no explosivo a granel baseiam-se na procura do explosivo dentro da mina. O método de ressonância nuclear em quadratura e interação entre neutrões com componentes dos explosivos são dois dos exemplos deste método. O *NQR* é uma tecnologia de rádio frequência que pode ser usada para detetar componentes químicos, incluindo explosivos. Um dispositivo *NQR* induz um impulso de rádio frequência a uma frequência apropriada no subsolo através de uma bobina suspensa acima da superfície. Por outro lado, os métodos que utilizam neutrões são baseados na excitação dos elementos – do solo e explosivos – através de raios gama ou neutrões [10].

3 Detecção de minas baseada em imagem térmica. Estado da Arte

Neste capítulo são apresentadas algumas propostas de metodologias para o processamento de imagens térmicas com o objetivo de efetuar a deteção de minas terrestres e, por outro lado, a deteção do menor número de falsos alarmes. Além das metodologias de processamento de imagens, são apresentadas algumas tecnologias utilizadas na obtenção das imagens de infravermelhos e os resultados obtidos através dessas tecnologias. Roughan [12] utiliza a fusão de dois conjuntos de imagens correspondendo cada conjunto a uma banda diferente na gama do infravermelho, onde ambos os conjuntos de imagens possuem uma resolução espacial de 272x136 pixels. Uma das bandas situa-se entre os 3-5 μ m e outra entre os 8-12 μ m. Das imagens obtidas foram extraídas estatísticas baseadas em escala de cinzentos e estatísticas invariantes a rotação. As últimas foram escolhidas devido à assinatura circular das minas e baseiam-se na análise de 12 características concebidas para a análise do perfil radial, calculado através da intensidade média dos píxels a determinada distância do centro da região de interesse, *Region Of Interest* (ROI). Foram aplicados cinco algoritmos de classificação, dois baseados num único sensor (um para cada banda de infravermelho) e três baseados em técnicas de fusão. Os métodos baseados num único sensor usam um limiar baseado na melhor característica extraída na fase de extração de características. Assim, a única diferença entre os dois métodos que utilizam apenas um sensor é o limiar resultante da melhor característica extraída para cada banda do infravermelho. Os algoritmos de classificação baseados em técnicas de fusão são: a janela de *Parzan*, *Fisher Discrimination* e AND lógico dos resultados obtidos pelo limiar efetuado às imagens de cada sensor. O desempenho dos algoritmos de classificação foi avaliado através de três abordagens diferentes: *Receiver Operating Characteristic* (ROC), intervalos de confiança e teste de verosimilhança generalizada. A metodologia supramencionada não visa fornecer um método automático para a deteção de minas terrestres focando, em contrapartida, no desempenho dos métodos de classificação atrás mencionados, mostrando a vantagem de usar a fusão das imagens, resultantes das duas gamas do infravermelho, em vez da classificação resultante da utilização de apenas uma banda do infravermelho. Esta abordagem permite classificar a existência de minas com uma confiança de 99.998%.

Segundo Paik et. al. [3] a deteção de minas no solo pode ser efetuada através de efeito de volume ou efeito de superfície. O efeito de volume pode ser obtido através da curva de temperatura ao longo do tempo, que no caso de presença de mina será diferente em relação ao solo envolvente. O efeito de superfície consiste num distúrbio no solo resultante da operação de enterrar uma mina. No entanto, o efeito de superfície é apenas perceptível por um intervalo de tempo limitado após a colocação da mina. Foram obtidas imagens térmicas com um sensor que deteta radiação infravermelha na gama entre os 3-5 μ m. Foram capturadas imagens a cada 30 minutos durante 24 horas, obtendo-se 48 imagens. As técnicas utilizadas para a deteção de minas seguem a ordem: filtragem, extração de características, realce do contraste e segmentação [3]. Como filtragem são aplicados os métodos de realce de contraste morfológico (*morphological contrast enhancement*), equalização do histograma e filtro de *Wiener* (para redução do ruído). Segue-se a extração de características, as quais se baseiam na forma da mina. Para uma abordagem tendo em conta a forma

da mina aplica-se o método *Kitler-Young Transformation* (KYT), pois um *dixel*¹⁰ proveniente do mesmo objeto tende a formar um grupo ou *cluster*. O KYT usa uma sequência dinâmica de imagens de infravermelhos [3]. Este algoritmo normaliza a variância dentro das classes. Na fase de segmentação é utilizado o algoritmo de *Watershed* que é útil para situações onde a informação das arestas não é boa o suficiente, isto é, quando não é de fácil definição as zonas onde existe grande probabilidade de haver uma mina. Como resultados, obteve-se aproximadamente 70% de detecção de mina e 30% de falso alarme.

Padmavathi et. al. [13] considera a ambiguidade do sinal alvo devido ao baixo contraste como um dos problemas mais graves em aplicações de detecção de minas. Alguns dos algoritmos de detecção de contornos e de eliminação do ruído que permitem realçar o contraste são o filtro gaussiano e de *Sobel*, respetivamente. A assinatura de uma mina terrestre enterrada, em imagens de infravermelhos, depende de fatores externos tais como meteorologia, composição do solo, radiação solar, profundidade a que cada mina é enterrada e tempo. Todos estes fatores dificultam a tarefa de segmentar os pixels correspondentes a minas dos restantes numa imagem de infravermelhos. Para efetuar a segmentação foi aplicada a transformação máxima até ao nível H (*H-maxima transformation*). Posterior à segmentação, são extraídas as características dos objetos, isto é, das regiões segmentadas, ajudando a classificar os mesmos como possíveis alvos de minas. Esta fase melhora a taxa de precisão do classificador. As principais características consideradas relevantes na identificação de minas através de imagens de infravermelhos dividem-se em características estruturais e estatísticas. Como características estruturais consideram-se a área do objeto, centróide, perímetro, solidez e *Boundary Box*. As características estatísticas relevantes são valor médio, desvio padrão, intensidade mínima, valor mediano e intensidade máxima. O classificador *K-Nearest Neighbours* (KNN) usa as características estruturais e estatísticas na classificação, considerando apenas uma classe para a presença de mina e outra para a sua ausência. Esta classificação permitiu obter 100% de precisão nos objetos que efetivamente eram minas e 0% de falso alarme. Estes resultados não são tão notórios como aparentam porque as imagens originais, com resolução espacial de 256x256 pixels, permitem identificar claramente, sem processamento, as regiões que efetivamente possuem mina.

A metodologia apresentada por Suganthi et. al. [14] baseia-se numa rede neural de retro propagação. Como entrada da rede neural são usadas características de textura baseadas na matriz de co-ocorrência dos níveis de cinzento, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLMC). O processamento efetuado engloba realce de contraste, filtragem, segmentação, extração de características e classificação. Assim sendo, numa fase inicial é efetuado um pré processamento com equalização do histograma e o filtro de Wiener para efetuar realce do contraste e remoção de ruído, respetivamente. De salientar que o filtro de *Wiener* é eficiente quando a distribuição do sinal e do ruído na imagem é gaussiana [14]. Se for necessário efetuar uma suavização da imagem recorre-se à utilização do filtro da média. Posterior a esta fase, recorre-se à segmentação para efetuar a seleção das zonas de interesse na imagem através da aplicação de limiares baseados em crescimento de regiões. Para

¹⁰ Um vetor correspondente a uma posição de pixel ao longo de uma sequência de imagens é chamado pixel dinâmico ou *dixel*. Um *dixel* representa a evolução térmica de um pixel ao longo do tempo.

posterior reconhecimento e classificação das zonas segmentadas recorre-se à extração de características dessas regiões. Foram extraídas características de textura baseadas em GLCM's, nomeadamente contraste, correlação, energia e homogeneidade [14]. A classificação é efetuada através de uma rede neural artificial com retro propagação (*back propagation*) utilizando uma topologia de perceptrão em multicamada (*Multilayer Perceptron* - MLP). Esta rede neural artificial foi treinada para duas classes (existência ou não de mina). Os resultados obtidos seguiram uma métrica de qualidade baseada no erro quadrático médio. A classificação dos objetos ou regiões segmentadas permitiu identificar 100% dos objetos correspondentes a minas e os objetos que não correspondiam a minas também foram igualmente bem identificados, tendo sido obtido um valor de 0% de falso alarme.

Lee [15] apresenta técnicas de processamento semelhantes às apresentadas no trabalho [3]. No entanto, esse processamento foi aplicado a quatro casos de estudo diferentes. As imagens foram obtidas com três sensores diferentes. Um sensor AGEMA que capta radiação infravermelha na banda dos 3-5 μm , obtendo imagens com uma resolução espacial de 256x256 pixels e uma deteção de 100% de alvos que correspondem a minas em imagens processadas. Um sensor TICM2 que capta radiação na gama dos 8-12 μm , obtendo imagens com uma resolução espacial de 256x256 pixels e resultados de 50% de deteção das minas instaladas. Por fim, um sensor Amber Galileo LWR que capta radiação infravermelha na gama dos 8-9 μm , obtendo imagens com resolução espacial de 222x140 pixels. Este último sensor permitiu identificar 100% das minas instaladas numa experiência que simulou uma situação real, com irregularidades no terreno e vegetação. O autor afirma que com minas enterradas há muito tempo a utilização de uma banda de infravermelhos centrada num comprimento de onda mais elevado piora claramente os resultados obtidos.

4 Metodologia

Neste capítulo é descrita a metodologia usada na detecção de minas terrestres, usando informação térmica. Numa primeira fase procede-se à aquisição dos dados, sendo esta informação determinante para a análise dos vários fatores que influenciam a qualidade das assinaturas das minas. A obtenção dos dados apenas foi possível após se ter determinado que fatores são relevantes para a qualidade das imagens térmicas neste tipo de aplicações [16], [17], [18]. Devido à natureza complexa do problema, são efetuadas experiências a fim de determinar a influência de fatores como condições ambientais, propriedades do solo, propriedades das minas e profundidade de enterro das mesmas. O objetivo desta fase é obter um conjunto de dados através da realização de várias experiências que, por um lado, serão o suporte no qual as técnicas de processamento de imagem irão ser testadas e, por outro lado, será possível efetuar uma análise dos fatores que condicionam a qualidade das imagens térmicas obtidas.

A fim de alcançar este objetivo são elaboradas quatro experiências em condições distintas. A primeira experiência é efetuada num espaço coberto de modo a reduzir a complexidade dos fatores em análise como informação das condições meteorológicas e da radiação solar. Esta experiência consiste na utilização de caixas com diferentes tipos de solo e em cada uma são colocados diferentes objetos que simulam minas terrestres. A segunda experiência é uma réplica da primeira com a diferença desta ser efetuada no exterior (ao ar livre). Na terceira experiência pretende-se testar a influência das perturbações do solo resultantes da operação de colocar uma mina no terreno. A esta situação dá-se o nome de efeito de superfície [3]. Esta experiência é efetuada no exterior com terreno onde não foi efetuado qualquer tipo de intervenção há um longo período de tempo. A quarta e última experiência tem por objetivo simular situações reais nas quais são preparados campos minados em condições o mais próximo possíveis dos teatros de operações atuais.

Numa segunda fase são processadas as imagens obtidas para detetar as minas terrestres, explorando as diferenças de temperatura e/ou cor espectral entre os pixels das minas e os pixels de fundo, através da classificação e segmentação das imagens seguindo, de um modo geral, as principais fases para a resolução de um problema de reconhecimento de padrões.

4.1 Criação de campos com minas

A assinatura térmica de minas terrestres depende de uma combinação de condições ambientais, propriedades do solo, propriedades físicas das minas e profundidade de enterro das mesmas. Devido à natureza complexa do problema considera-se relevante o estudo das condições de obtenção das imagens térmicas a fim de determinar as circunstâncias favoráveis à utilização de imagens da banda espectral do infravermelho térmico.

Este subcapítulo tem por objetivo estudar diversos fatores preponderantes na identificação da assinatura de minas terrestres em imagens térmicas. Os fatores considerados relevantes são apresentados na tabela 3.

Tabela 3: Principais fatores que podem ser considerados na detecção de objetos enterrados com sensores térmicos.

Condições superficiais do solo	Presença de Vegetação e/ou superfície do solo coberta
	Homogeneidade do solo
	Intervenção humana no solo
Natureza do solo	Granularidade
	Tipo de Solo
	Humidade do Solo
Variações climáticas	Período do dia
Características dos objetos enterrados	Dimensão
	Forma
	Emissividade do material
Posição do objeto enterrado	Profundidade
	Orientação
Excitação térmica	Natural (Solar)
	Iluminador de infravermelhos

Nas seguintes subsecções são apresentadas quatro experiências para analisar alguns dos fatores em questão a fim de diminuir a complexidade da análise.

4.1.1 Experiência 1: Campos multi - solo no interior

Pretende-se comparar a influência dos diferentes tipos de solo e da composição dos diferentes materiais dos objetos num ambiente onde existe um reduzido aquecimento térmico a partir dos dados obtidos pela câmara térmica. No entanto, a influência do tipo de solo na qualidade das imagens térmicas é um problema bastante complexo que depende de fatores como a humidade do solo que determina a sua constante dielétrica, capacidade de aquecimento e condutividade.

Esta experiência foi efetuada numa sala no Aquartelamento da Academia Militar na Amadora em Portugal. Pretende-se simular uma região no exterior onde não se verifica incidência direta de energia solar com o objetivo de verificar se, sem arrefecimento ou aquecimento natural (solar), é possível efetuar a detecção de minas terrestres enterradas.

Nesta experiência foram criadas três caixas em madeira com dimensões 0.80x0.80x0.25m com o objetivo de simular três campos minados, cada um com um tipo de solo diferente como se apresenta na figura 9.



Figura 9: Disposição as caixas 1,2,3 de cima para baixo.

A caixa 1, 2, 3 contém solo negro, arenoso e orgânico [19], respetivamente. Os diferentes solos assumem-se secos pois permaneceram durante alguns dias no interior da sala à temperatura ambiente (aproximadamente 24°C). A granularidade das partículas de cada tipo de solo é constante, dito solo homogéneo. Deste modo, pretende-se diminuir a desordem e irregularidade de cada solo no que diz respeito aos seus constituintes.

Em cada uma das caixas foram colocados quatro objetos que simulam minas terrestres. Não foram utilizadas minas reais nas três primeiras experiências dado que as mesmas foram elaboradas em ambiente académico. Foram, portanto, utilizados um objeto de plástico, um de madeira, um de metal e um de alumínio que simulam o corpo das minas. Assume-se que o detonador, reforçador, espoleta e carga principal, outros constituintes principais de uma mina, são muito pequenos e consequentemente impercetíveis nas imagens obtida pela câmara térmica. Todos os objetos utilizados pretendem simular minas antipessoais devido ao seu peso e dimensões. A disposição dos vários objetos e a geometria de cada um em cada uma das caixas é apresentada na figura 10 e tabela 4, respetivamente. A experiência possui apenas uma fonte de aquecimento de baixa intensidade, uma luminária, no teto, a 3m de altura e paralela à caixa número 2.

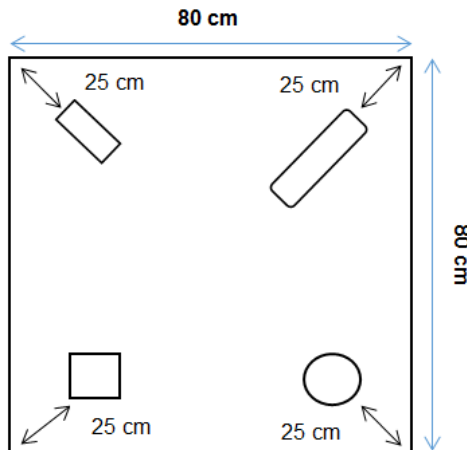


Figura 10: Vista de cima da disposição dos objetos em cada caixa.

Tabela 4: Composição dos objetos a enterrar e orientação em relação ao solo.

	a)	b)	c)	d)
Material	Alumínio	Plástico	Madeira	Metálico
Dimensões (aproximada) em cm	10.5x6x2.5	25x6	8x6x4	7x5
Geometria (aproximada)	Paralelepípedo (com interior oco)	Cilíndrico	Cúbico	Cilíndrico
Orientação do maior eixo do objeto em relação ao solo	Paralelo	Paralelo	Perpendicular	Perpendicular

4.1.2 Experiência 2: campos multi – solo no exterior

A segunda experiência foi elaborada no exterior do edifício, no Aquartelamento da Academia Militar na Amadora. Para esta experiência foram utilizadas as mesmas três caixas da experiência 1. Na figura seguinte é apresentada a disposição e localização de cada uma das caixas para a realização da experiência.



Figura 11: Disposição das caixas na experiência 2.

Foi igualmente utilizado o mesmo tipo de solo em cada caixa com duas diferenças principais: (i) as caixas tiveram de ser cheias na sua totalidade a fim de evitar sombra no seu interior, devido ao movimento aparente do sol, que poderia adulterar os resultados a obter; (ii) foi colocado um revestimento interior junto às paredes das caixas para evitar que o aquecimento da madeira das caixas através da radiação solar aqueça o solo que lhe é subjacente ocultando a assinatura de cada mina enterrada. Para este revestimento, após uma investigação de isolantes térmicos, escolheu-se o uso de *ROOFMATE* constituído por XPS, um material que possui uma condutividade térmica na ordem dos 0.034 W/mk [2], permitindo fazer o isolamento das placas de madeira que constituem cada caixa em relação ao solo no seu interior. Na figura 12 é apresentada uma parte de uma placa de *ROOFMATE*.

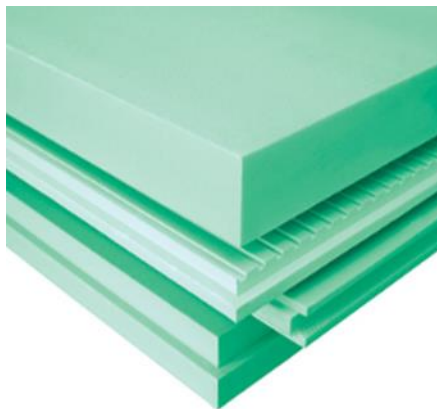


Figura 12: Placa de isolante térmico *ROOFMATE* [2].

Uma vez que se pretende fazer uma comparação com a experiência 1 considera-se imperativo utilizar os mesmos objetos nas mesmas posições relativas de acordo com a experiência 1.

Nesta experiência pretende-se analisar a capacidade de deteção térmica de cada objeto para diversas profundidades de enterramento com a mesma câmara térmica. Pretende-se ainda verificar a influência da excitação térmica natural, o sol, nos objetos que simulam as minas e no solo.

4.1.3 Experiência 3: campo em solo inerte

Um dos fatores que se pretende estudar é a capacidade da câmara térmica em distinguir terra remexida resultante da operação de enterrar uma mina no solo. Para tal efetuou-se a experiência 3 num solo inerte, isto é, sem qualquer tipo de intervenção há alguns meses. Deste modo qualquer alteração que seja efetuada naquele solo espera-se que seja detetada pela câmara térmica. Esta previsão advém do fato do solo interno possuir características diferentes relativamente ao solo à superfície e, portanto, aquando da operação de enterrar uma mina alguns fragmentos do solo interno ficarão na superfície. Esses fragmentos irão refletir de um modo diferente a radiação incidente na superfície do solo que será captada pelo sensor e, deste modo, espera-se ser possível detetar essas diferenças. Na figura seguinte é apresentada uma planificação da experiência.

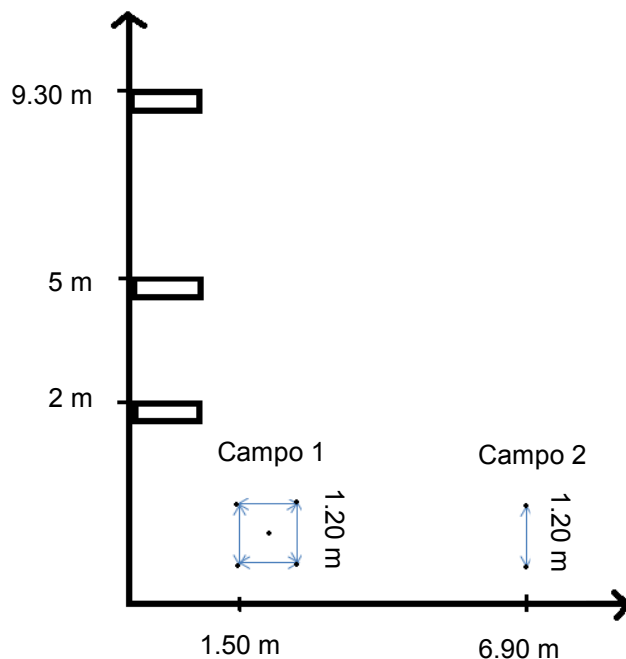


Figura 13: Planificação da experiência 3.

Foram criados 2 campos minados simulados com diferentes dimensões e geometrias. O campo 1, com vegetação rasteira e esparsa, possui 4 objetos colocados nos vértices de um quadrado com 1.20m de lado. Possui ainda outro objeto no centro do quadrado. Este campo dista de 1.50m da base da estrutura onde o mesmo foi fotografado. No campo 2, a 6.90m de distância da base da estrutura, estão dispostos apenas 2 objetos em linha que distam um do outro de 1.20m, enterrados num solo com vegetação alta e densa.

O posicionamento do operador da câmara térmica a diferentes alturas permite obter imagens térmicas com diferentes resoluções espaciais. Esta abordagem tem o intuito de verificar a relação entre a altura a que as imagens são obtidas e o efeito de superfície.

Na tabela 5 é apresentada a caracterização de cada objeto e a profundidade de enterramento no campo 1.

Tabela 5: Planificação do campo 1 da experiência 3.

	Profundidade de Enterro (cm)	Dimensões do objeto (cm)	Material	Posição relativa no campo vista pelo operador do sensor
Objeto 1	1	12x13.5x6.5	Metálico	Central
Objeto 2	1	8x9x5	Metálico	Canto superior esquerdo
Objeto 3	1	6.5x7x4	Metálico	Canto superior direito
Objeto 4	1	11x5x3	Alumínio	Canto inferior direito
Objeto 5	1	7 diâmetro x 7	Alumínio	Canto inferior esquerdo

No campo 1 foram utilizados objetos metálicos e de alumínio. O tamanho do quadrado foi escolhido tal que os objetos ficassem dispostos nos cantos das imagens a obter na primeira posição a 2m de altura.

O segundo campo simula um campo minado com duas minas metálicas junto à berma de um itinerário com a presença de vegetação alta e densa. Foram usados dois objetos metálicos pois a vegetação alta e densa dificulta a detecção através do sensor de infravermelhos. O critério para a distância entre objetos no campo 2 foi a mesma para o qual se efetuou o campo 1. Neste campo colocou-se ainda duas referências que distam 20 cm de onde os objetos foram colocados pelo fato de não ser possível visualizar a localização dos objetos devido à vegetação e, deste modo, tornando possível a referenciação dos mesmos.

4.1.4 Experiência 4: campos com minas reais

Com esta experiência pretende-se construir campos minados que se aproximem o mais possível a situações que ocorrem nos teatros de operações na atualidade. Para tal, a experiência foi elaborada por sapadores, militares especializados na desminagem e criação de campos minados, no Regimento de Engenharia n.º1 em Tancos. Foram elaborados quatro campos minados de 5x5m nos quais foram instaladas minas reais. Os terrenos utilizados na realização da experiência possuem alguma vegetação e irregularidades. Estas características irão permitir efetuar um estudo da capacidade de detecção de minas terrestres enterradas através da utilização da câmara térmica em situações variadas que podem ocorrer na realidade.

Em cada campo foram instaladas cinco minas, as quais foram dispostas uma no centro de cada quadrante e outra no centro do campo. O tipo de mina em cada posição bem como o tipo de terreno utilizado em cada experiência encontram-se no Anexo A. Cada mina foi enterrada pelos sapadores a uma profundidade tida como ideal para cada situação como se de um campo minado real se tratasse.

Para a obtenção das fotografias foi usada uma plataforma elevatória, figura 14a), a qual permite atingir uma altura que garante uma captação total da área de cada campo minado e reduz o efeito de perspetiva nas imagens.



a)



b)



c)

Figura 14: Obtenção de imagens no Regimento de Engenharia nº1 em Tancos. a) Aparato da obtenção das imagens térmicas. b) e c) Preparação dos campos minados.

4.2 Detecção de minas

A deteção de minas terrestres em imagens obtidas na banda do infravermelho térmico é efetuada explorando as diferenças de intensidade dos pixels relativos às regiões das minas em relação aos pixels do plano de fundo. Para tal são usadas técnicas que seguem as principais fases para a resolução de um problema de reconhecimento de padrões e que inclui extração de características, classificação e segmentação.

4.2.1 Extração de características

Numa segunda etapa procede-se ao cálculo das características para identificar os atributos das minas, calculadas em regiões contidas em super ROI's¹¹, designadas por ROI's, que são obtidas através de janela deslizante de vários pixels e para diferentes tamanhos. Cada ROI é uma região de

¹¹ As super ROI's são regiões selecionadas das imagens que permitem distinguir inequivocamente a classe de mina e do plano de fundo. A cada uma destas regiões é atribuída a classe a que pertence.

NxN pixels centrada no pixel central da respetiva ROI. São extraídas características baseadas na intensidade dos pixels e na textura, isto é, características de primeira e segunda ordem, respetivamente. As características de primeira ordem fornecem informação da distribuição da intensidade dos pixels numa imagem, enquanto as de segunda ordem fornecem informação acerca da posição relativa dos pixels em relação a um pixel de referência [20]. Para o cálculo das características, admite-se que cada ROI é constituída por n pixels com índice $i = 1, \dots, n$ e que cada valor de intensidade de um dado pixel i é representado por x_i . Na tabela seguinte são apresentadas as características baseadas na intensidade dos pixels com uma breve descrição e a respetiva equação [21]. As características foram extraídas das componentes da imagem térmica e da componente da escala de cinzentos. Assim x_i representa a intensidade do pixel na componente em análise.

Tabela 6: Características de 1ª ordem.

	Equação	Descrição
Média aritmética	$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	Calcula a intensidade média, μ , dos n pixels de uma ROI.
Desvio padrão	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$	O desvio padrão, σ , calcula o máximo de dispersão dos valores em relação ao valor médio.
Máximo	-	Determina o valor de intensidade máximo da respetiva ROI
Mínimo	-	Determina o valor de intensidade mínimo da respetiva ROI
Variância	$V = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n x_i - \mu ^2$	Calcula a média do quadrado da distância entre o valor dos pixels da ROI e o valor médio
Mediana	-	Determina o valor de intensidade do pixel central analisando o vetor ordenado que contém os n pixels da ROI.
Assimetria (<i>skewness</i>)	$S = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \right)^3}$	Calcula a assimetria dos valores da intensidade dos pixels em torno de μ
<i>Curtose (Kurtosis)</i>	$k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^2}$	Calcula o pico ou “achatamento” da função de distribuição de probabilidades.
Moda	-	Determina o valor x_i que ocorre com mais frequência.
Intervalo (Range)	-	Calcula a diferença entre a intensidade máxima e mínima

Além das características de 1ª ordem foram também extraídas características de 2ª ordem baseadas em GLCM [22]. As características calculadas a partir de GLCM baseiam-se no pressuposto

de que a informação de textura de uma imagem está contida na relação espacial global que níveis de cinzento dos pixels vizinhos possuem com um outro pixel. Uma GLCM retém informação acerca da frequência de ocorrência da combinação de dois pixels vizinhos numa imagem [23]. Assim, esta matriz mostra quantas vezes o valor de um pixel designado de pixel referência com uma intensidade i ocorre numa relação específica com um valor de pixel conhecido como pixel vizinho com valor de intensidade j . Este pixel vizinho pode encontrar-se a uma distância de d pixels do pixel de referência para um conjunto específico de direções medidas em graus. Na metodologia utilizada para resolver este problema utilizaram-se três distâncias (1,2 e 3 pixels) do pixel de referência para os pixels vizinhos e quatro direções $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ e 135° .

Deste modo, a partir das matrizes de coocorrência são calculadas quatro características[24] relativas à textura de cada ROI e que se encontram apresentadas na tabela seguinte.

Tabela 7: Equação e breve descrição das características de 2ª ordem.

		Descrição [23]
Contraste	$cont = \sum_{i,j} (i - j ^2 \times p(i, j))$	É a variação local dos níveis de cinzento na matriz de coocorrência. Se os pixels vizinhos forem similares no valor dos níveis de cinzento, então o contraste da imagem é baixo.
Correlação	$corr = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sigma_i \times \sigma_j} \times p(i, j)$	Calcula o valor de correlação entre um pixel e os seus vizinhos.
Energia	$E = \sum_{i,j} (p(i, j))^2$	Esta característica é um indicador do quão uniforme é a textura na imagem. É uma medida da homogeneidade local.
Homogeneidade	$H = \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + i - j }$	Mede a uniformidade das entradas não zero na <i>GLCM</i> . A homogeneidade de qualquer textura é elevada se a <i>GLCM</i> estiver concentrada ao longo da diagonal, isto é, com um valor do nível de cinzento igual ou muito semelhante.

Após a extração das características são selecionadas as que melhor permitem classificar as amostras através de *Sequential Forward Selection (SFS)* e *Sequential Backward Selection (SBS)*. No *SFS* novas características são sequencialmente adicionadas a um conjunto vazio até que a adição de novas características não aumente o critério. Em contrapartida, no *SBS* as características são sequencialmente removidas de um conjunto candidato que é composto inicialmente por todas as características até que a remoção de novas características aumente o critério [25]. A seleção de características permite selecionar um conjunto subótimo de características a fim de otimizar a classificação, porque são eliminadas aquelas que para o subconjunto escolhido iriam diminuir o desempenho dos classificadores.

Após a seleção, a cada coluna do vetor de características é subtraída a média e dividida pelo desvio padrão. Cada coluna do vetor de características corresponde a uma característica diferente, enquanto as linhas correspondem às diferentes amostras extraídas.

4.2.2 Classificação

A classificação analisa as propriedades numéricas das várias características e organiza a informação em categorias [13]. O problema de classificar regiões de minas ou do plano de fundo é binário pois apenas existem duas classes. Para a resolução do problema optou-se por técnicas de classificação supervisionada que consiste em atribuir a respetiva classe a amostras de treino, de modo a determinar os parâmetros de um classificador.

Foram usados o K-nearest Neighbours (KNN) e máquina de suporte vetorial, *support vector machine* (SVM). Os parâmetros dos algoritmos de aprendizagem são determinados com recurso a validação cruzada, uma técnica estatística concebida para avaliar e comparar algoritmos de aprendizagem através da divisão das amostras em dois segmentos: um é usado para aprender ou treinar o modelo e outro na sua validação. A forma mais básica de validação cruzada recorre ao método *K-fold*. Neste último, as amostras são primeiro divididas em K segmentos iguais (ou aproximadamente iguais). Sequencialmente K iterações de treino e validação são efetuadas tal que dentro de cada iteração um segmento diferente de amostras é utilizado para validação, enquanto os restantes $K-1$ segmentos são utilizados para treino.

A fim de comparar a eficiência dos modelos aprendidos pelos diferentes classificadores recorreu-se a uma matriz de confusão que permite mostrar a percentagem de classificações corretas em oposição às classificações preditas para cada classe. De seguida é apresentado na tabela 8 a estrutura de uma matriz de confusão para problemas de classificação binária.

De acordo com a tabela 8, T_p é o número de amostras corretamente preditas na classe C_+ e F_p é o número de amostras erradamente preditas na classe C_+ . T_n é o número de amostras corretamente preditas na classe C_- e F_n é o número de amostras erradamente preditas na classe C_- . O valor de $n = T_p + F_n + F_p + T_n$.

Tabela 8: Matriz de confusão para problemas de classificação binária.

Classe	Amostras classificadas como mina (C_+)	Amostras classificadas como plano de fundo (C_-)	Precisão da classe	Precisão Total (<i>Overall Accuracy</i>)
Amostras pertencentes à classe de mina (C_+)	Verdadeiros Positivos, T_p	Falsos Negativos, F_n	$\frac{T_p}{T_p + F_p}$	$\frac{T_p + T_n}{n}$
Amostras pertencentes à classe do plano de fundo (C_-)	Falsos Positivos, F_p	Verdadeiros Negativos, T_n	$\frac{T_n}{F_n + T_n}$	

4.2.2.1 Classificador SVM

O classificador SVM pode ser usado quando a informação a classificar possui apenas duas classes. Este classifica a informação através do cálculo do melhor hiperplano que separa todas as amostras de uma classe em relação às amostras da outra classe. O melhor hiperplano para um SVM é aquele com maior margem entre as duas classes. A margem atrás mencionada é a largura máxima da região paralela ao hiperplano caracterizada por não possuir pontos no seu interior, como se encontra apresentado na região entre as linhas a tracejado na figura 15.

Os vetores de suporte são os pontos mais próximos do hiperplano que separa as duas classes, os quais se encontram na fronteira da região. A figura 15 ilustra os conceitos atrás mencionados. As amostras apresentadas a azul representam pontos da característica 1 e as amostras a vermelho representam ponto da característica 2. As amostras salientadas a verde são os vetores de suporte que se encontram na fronteira da margem. Este é um exemplo de classificação binária com apenas duas características em que os dados são separados pelo hiperplano ótimo que maximiza a distância entre o respetivo hiperplano e os vetores de suporte [26].

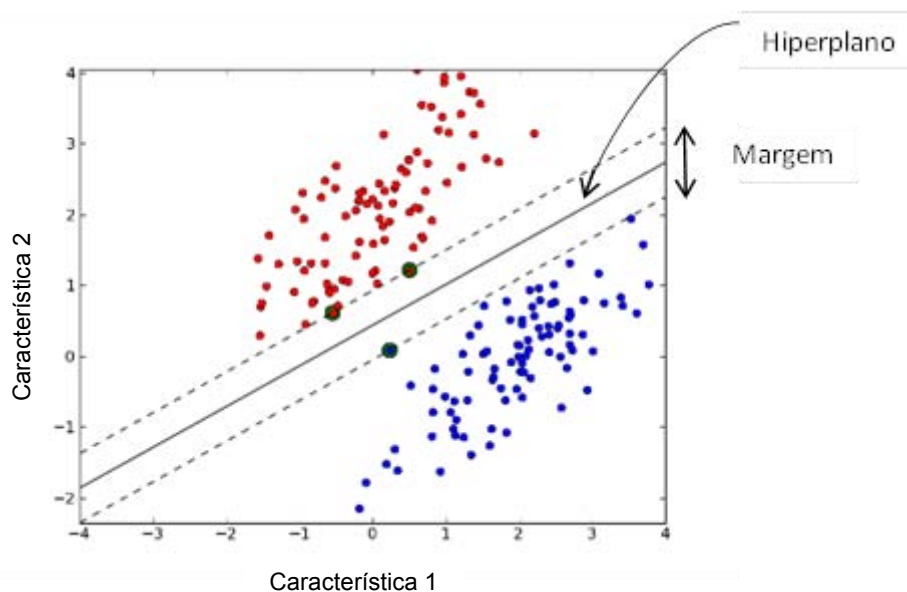


Figura 15: Definição do hiperplano que garante uma maior margem.

No entanto, em alguns problemas de classificação binária não é possível efetuar a separação linear entre as classes devido à distribuição dos dados. Para esses problemas, recorre-se a uma classe de funções, os núcleos. A estratégia do uso de núcleos permite que um problema com separação não linear possa ser linearmente separável através de uma transformação não linear das amostras num espaço de dimensão elevada. No presente trabalho as funções de núcleo testadas foram: linear, gaussiano (*Radial Basis Function* - RBF) e polinomial.

4.2.2.2 Classificador KNN

O classificador KNN usa todas as amostras de treino. As amostras de teste são classificadas por escolha da classe com maior número de amostras entre as K amostras mais próximas do conjunto de treino [27]. Estas amostras são vetores (cada um com uma classe atribuída) num espaço de característica multidimensional. De salientar que neste algoritmo não é aprendido nenhum modelo ou efetuada qualquer aprendizagem durante a fase de treino. A classificação de cada amostra de teste é efetuada pela análise da frequência absoluta de cada classe nas K amostras de treino mais próximas da amostra de teste. A análise da classe das K amostras selecionadas é efetuada através de um sistema de votação [28]. Um exemplo ilustrativo é apresentado figura 16 de modo a elucidar os conceitos abordados. Nesta simples situação são observadas três classes: vermelha (w_1), azul (w_2) e a verde (w_3). A predição da amostra x_u será para a classe (w_1) uma vez que para $K=5$ o sistema de votação conclui que existem mais amostras da classe (w_1) do que da classe (w_3) em relação às K amostras de treino definidas anteriormente à classificação.

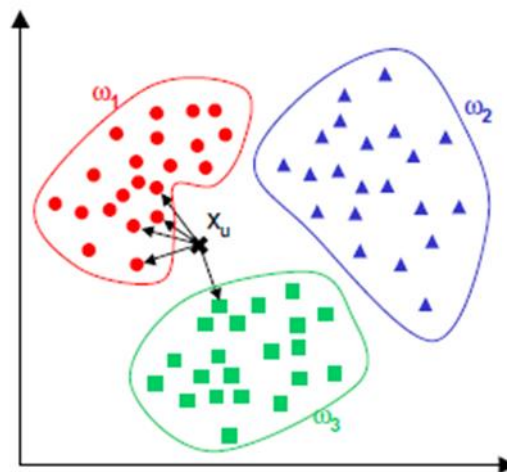


Figura 16: Predição da classe de uma amostra com o classificador KNN.

No cálculo da proximidade são utilizadas diversas métricas sendo a distância euclidiana a mais utilizada. No entanto, outras métricas de distância são utilizadas em função do tipo de amostras que se pretendem classificar. Destacam-se as seguintes métricas alternativas de distância: *cityblock*, correlação e *chebychev*, de acordo com referências consultadas [28], [29] e [30]. Considera-se uma matriz X com dimensões $m \times n$, que é tratada como $m \times (1\text{-por-}n)$ vetores linha x_1, x_2, \dots, x_m e uma matriz Y com dimensões $m_y\text{-por-}n$, que é tratada como $m_y \times (1\text{-por-}n)$ vetores linha y_1, y_2, \dots, y_{m_y} . As várias métricas de distância atrás enumeradas, entre os vetores x_i e y_i encontram-se definidas de acordo com a informação apresentada na tabela 9.

Tabela 9: Métricas de distância aplicadas no algoritmo KNN.

	Equação
Euclidiana	$d_{st} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{sj} - y_{tj})^2}$
Cityblock	$d_{st} = \sum_{j=1}^n x_{sj} - y_{tj} $
Correlação	$d_{st} = 1 - \frac{(x_s - \bar{x}_s) \cdot (y_t - \bar{y}_t)^T}{\sqrt{(x_s - \bar{x}_s) \cdot (x_s - \bar{x}_s)^T} \cdot \sqrt{(y_t - \bar{y}_t) \cdot (y_t - \bar{y}_t)^T}}$ <p>Onde $\bar{x}_s = \frac{1}{n} \sum_j x_{sj}$ e $\bar{y}_t = \frac{1}{n} \sum_j y_{sj}$</p>
Chebychev	$d_{st} = \max_j \{ x_{sj} - y_{tj} \}$

É ainda importante mencionar que o desempenho deste classificador depende significativamente do valor de K escolhido e da métrica de distância.

4.2.3 Segmentação

A segmentação é usada para dividir uma imagem em segmentos. O seu principal objetivo é a divisão de uma imagem em vários segmentos com características e propriedades semelhantes [31]. Cada pixel na imagem é alocado a um desses segmentos.

Existem várias técnicas para efetuar a segmentação de uma imagem. As técnicas mais usadas para efetuar segmentação são: técnicas de *thresholding*¹², técnicas baseadas na detecção de contornos, técnicas baseadas em regiões, técnicas baseadas em agrupamentos, *clustering*, e técnicas baseadas em *watershed* [31]. A utilização de cada um destes métodos depende do tipo de imagem e do tipo de informação que se pretende extrair dela.

As técnicas baseadas em contornos não se consideram a melhor solução para a detecção das assinaturas de minas em imagens de infravermelhos pois estes métodos são baseados na alteração rápida dos valores da intensidade numa imagem, onde valores de intensidade semelhantes não fornecem informação fiável acerca de contornos. Uma vez que nem sempre se possui bons contornos a delimitar as minas do plano de fundo, as técnicas baseadas em contornos não serão aplicadas nesta dissertação. Na figura seguinte é apresentada um campo minado simulado onde ocorre o referido em cima.

¹² *Thresholding* é um estrangeirismo utilizado para indicar técnicas de segmentação com recurso a limiares.

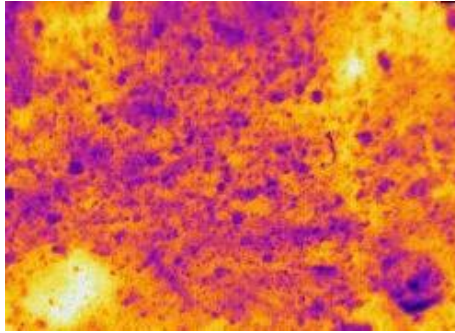


Figura 17: Campo com minas. Encontra-se disposta uma mina em cada canto da imagem.

As técnicas baseadas em regiões segmentam uma imagem em várias regiões com características semelhantes. No entanto, uma vez que o plano de fundo normalmente não é homogêneo, são identificados segmentos que apesar de pertencerem ao plano de fundo, possuem características diferentes.

As técnicas baseadas em agrupamentos dividem os pixels de tal modo que em cada agrupamento apenas se encontram os pixels que são semelhantes entre si. No entanto, com esta técnica serão criados diversos agrupamentos que se referem ao mesmo segmento (plano de fundo) mas, devido a diferentes características, se encontram em agrupamentos diferentes [31].

As técnicas baseadas em *watershed* consideram o gradiente de uma imagem como uma superfície topográfica. Os pixels com maior gradiente são representados como fronteiras. A heterogeneidade do plano de fundo no problema de deteção de minas terrestres leva a que diversas fronteiras sejam criadas dificultando a deteção dos segmentos das minas que poderão não possuir os seus contornos bem definidos e, portanto, não sendo possível delimitar a fronteira destes segmentos.

Deste modo, as técnicas de segmentação acima apresentadas não se consideram as mais apropriadas para resolver o problema de deteção de minas terrestres com imagens de infravermelhos térmicos.

A deteção de minas terrestres em imagens obtidas na banda do infravermelho térmico é efetuada explorando as diferenças de temperatura e/ou cor espectral entre os pixels das minas e os pixels do plano de fundo. Deste modo considerou-se essencial a utilização de uma técnica de segmentação baseada em *thresholding* com o intuito de apenas identificar as regiões que correspondem às minas que supostamente possuem uma maior intensidade em relação ao plano de fundo. Assim, as técnicas baseadas em limiares são usadas para discriminar o primeiro plano, as regiões das minas, do plano de fundo. Selecionando um limiar T adequado, uma imagem de níveis de cinzento pode ser convertida numa imagem binária, que pode conter toda a informação essencial sobre a forma e posição dos objetos de interesse (primeiro plano).

A maneira mais comum para converter uma imagem de níveis de cinzento numa imagem binária é por seleção de um único limiar (T). Depois, todos os valores de níveis de cinzentos abaixo do valor de T serão classificados como plano de fundo, e aqueles acima do de T serão classificados como mina. O problema da segmentação refere-se à seleção de um limiar T adequado. Um método frequente usado para selecionar T é realizado por análise dos histogramas do tipo de imagem que se pretendem segmentar. O caso ideal é quando o histograma apresenta apenas dois modos

dominantes e um vale bem definido. Neste caso o valor de T é escolhido pela seleção do valor do vale entre os dois modos. Em aplicações reais, os histogramas podem ser mais complexos, com muitos picos e vales pouco definidos, tornando-se difícil a seleção do valor de T. As técnicas baseadas em *thresholding* permitem selecionar um limiar manualmente de acordo com um conhecimento à priori ou automaticamente pela informação da imagem. Além disso, estas técnicas podem aplicar um limiar a toda a imagem (limiar global), pode variar dependendo da região da imagem (limiar variável) ou então poderão ser considerados vários limiares para a mesma imagem (múltiplos limiares).

Assim, como solução para o problema de detecção de minas terrestres em imagens de infravermelhos térmicos, recorreu-se a um método de seleção de limiares a partir de histogramas de níveis de cinzento. Este método é destinado a encontrar um valor ótimo para o limiar global e é baseado na maximização da variância entre classes. Inicialmente é calculado o histograma de uma imagem de M por N pixels, recorrendo à equação (4.2), com L níveis de intensidade ($\{0,1,\dots,L-1\}$) e n_i sendo o número de pixels com intensidade i.

$$MN = \sum_{i=1}^{L-1} n_i \quad (0.1)$$

Numa fase posterior o histograma é normalizado através da expressão seguinte:

$$p_i = \frac{n_i}{M \times N} \quad (0.2)$$

$$\text{Então, tem-se: } \sum_{i=1}^{L-1} p_i = 1; p_i \geq 0 \quad (0.3)$$

Numa fase posterior separam-se os pixels em duas classes C_0 e C_1 (plano de fundo e minas, respetivamente) por um limiar no nível k; C_0 denota os pixels com níveis $\{1,\dots,k\}$, e C_1 denota pixels com níveis $\{k+1, \dots, L-1\}$.

Usando k, $0 < k < L-1$, como *limiar*, $T=k$:

$$P_1 = P(C_1) = \sum_{i=0}^k p_i \quad (0.4)$$

$$P_2 = P(C_2) = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 - P_1 \quad (0.5)$$

O valor ótimo do limiar k é posteriormente determinado pela resolução de um problema de otimização, recorrendo aos valores de P_1 e P_2 .

5 Resultados e discussão

Neste capítulo são analisadas as várias imagens obtidas a partir das experiências realizadas a fim de extrair conclusões acerca dos fatores que influenciam a qualidade das imagens na banda do infravermelho térmico. São ainda apresentados os resultados dos algoritmos de classificação e discutida a performance dos classificadores e da segmentação através da precisão das amostras da classe de minas em função do número de características. Será ainda efetuado um estudo da melhor métrica da distância do algoritmo KNN em função do número de características.

5.1 Criação de campos com minas

Nesta subsecção serão analisadas as imagens obtidas nas quatro experiências descritas no capítulo anterior. Foram preparadas quatro experiências diferentes com o intuito de efetuar um estudo de fatores que condicionam a detecção de minas em imagens térmicas. A primeira experiência foi realizada dentro de uma sala onde se prepararam três caixas com objetos no seu interior, nas quais foram simulados três campos minados. A segunda experiência é uma réplica da primeira com a diferença desta ter sido efetuada no exterior. A terceira experiência, também efetuada no exterior, pretende estudar o efeito de superfície com dois campos preparados para o estudo desse efeito. Na quarta experiência foram construídos quatro campos minados com o intuito de estudar os diversos fatores para situações reais e não em condições experimentais como estudado nas experiências anteriores.

As imagens ao longo da dissertação possuem falsa cor para facilitar a interpretação das mesmas. As cores obtidas possuem em geral a seguinte interpretação: branco a amarelo correspondem a região de mina, enquanto vermelho a preto corresponde a região do plano de fundo.

5.1.1 Experiência 1: campos multi – solo no interior

A experiência 1 foi efetuada dentro de uma sala com o objetivo de simular uma situação no exterior onde não se verifica incidência direta de energia solar. Todas as imagens foram obtidas a aproximadamente 2 metros de altura. A resolução das imagens é aproximadamente 12 pixels por cada cm^2 de terreno. As condições do solo em cada caixa consideram-se constantes em toda a experiência: ausência de vegetação, com terreno homogéneo e com sucessivas intervenções por parte do ser humano no solo, devido à operação de enterrar, a profundidades diferentes, cada um dos objetos. Relativamente à natureza do solo, a granularidade em cada caixa era constante e considera-se seco.

Numa primeira fase colocaram-se os objetos à superfície em cada uma das caixas. Nas figuras seguintes apresentam-se algumas das imagens obtidas para 0 cm de profundidade, isto é, à superfície. De salientar que a escala de temperaturas em cada uma das imagens é determinada automaticamente aquando da focagem efetuada pela câmara térmica, daí a escala não ser sempre a mesma.



Figura 18: Caixa com solo negro na experiência 1 com objetos à superfície (imagem visível)



Figura 19: Caixa com solo arenoso na experiência 1 com objetos à superfície (imagem visível)



Figura 20: Caixa com solo orgânico na experiência 1 com objetos à superfície (imagem visível)

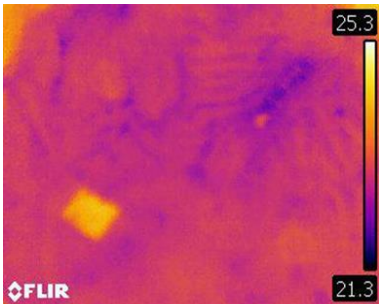


Figura 21: Caixa com solo negro na experiência 1 com objetos à superfície (imagem térmica)

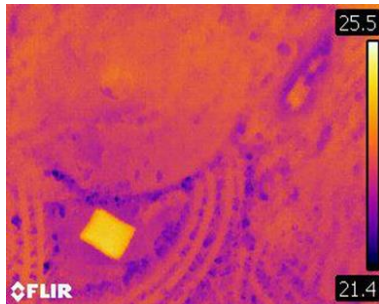


Figura 22: Caixa com solo arenoso na experiência 1 com objetos à superfície (imagem térmica)

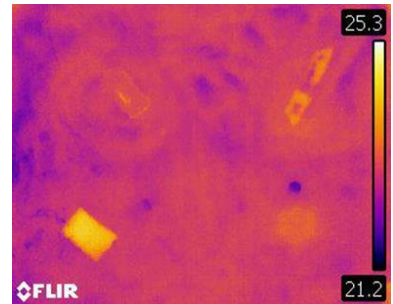


Figura 23: Caixa com solo orgânico na experiência 1 com objetos à superfície (imagem térmica)

A figura 18, figura 19 e figura 20 são usadas para identificar os objetos e a sua posição relativa em cada uma das caixas. Já nesta situação é possível concluir que a emissividade responde de modo diferente dependendo do tipo de material que constitui cada objeto. Por outro lado, a única fonte de aquecimento térmico presente era uma luminária com uma baixa potência, permitindo concluir que a ausência de excitação térmica natural ou artificial conduz a uma pobre identificação dos objetos através da sua assinatura térmica.

Numa segunda fase colocaram-se os objetos a uma profundidade de 0.5 cm. As imagens resultantes desta operação são apresentadas na figura 24, figura 25 e figura 26. Uma vez que os objetos já se encontram enterrados não é relevante a apresentação das imagens obtidas na banda do visível.

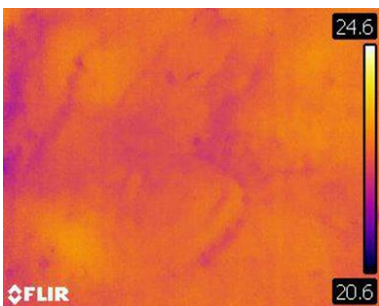


Figura 24: Caixa com solo orgânico na experiência 1 com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica)

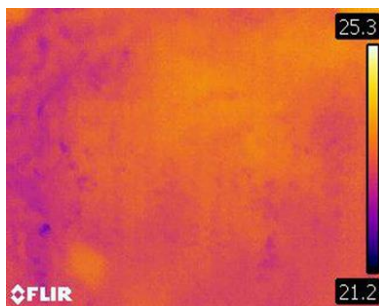


Figura 25: Caixa com solo arenoso na experiência 1 com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica)

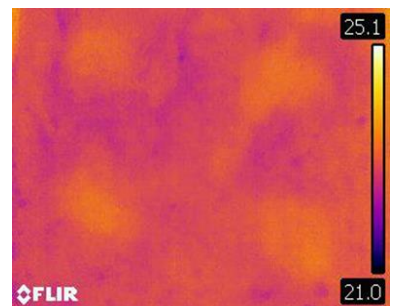


Figura 26: Caixa com solo negro na experiência 1 com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica)

As imagens da figura 24, figura 25 e figura 26 não permitem identificar as regiões dos objetos enterrados através da sua assinatura térmica na superfície. A única imagem que permite um contraste muito ténue entre o plano de fundo e os objetos é a imagem referente ao solo negro. No entanto, esse contraste pode ser resultante da operação de enterrar os objetos no local e não devido à assinatura dos próprios objetos que se encontram enterrados.

O fato de para uma profundidade reduzida (aproximadamente 0.5 cm) a assinatura das minas já ser impercetível deve-se à energia emitida pelos objetos enterrados ser inferior à energia emitida pelo próprio solo onde se encontram as minas. Deste modo, verifica-se que a deteção térmica de minas enterradas com excitação térmica muito reduzida é difícil para estes tipos de terreno, independentemente do material dos objetos.

A última fase desta experiência baseou-se no pré-aquecimento por exposição solar dos objetos durante 40 minutos a fim de todos eles atingirem a temperatura ambiente no exterior. Este pré-aquecimento tem o intuito de aumentar drasticamente o contraste dos objetos em relação ao plano de fundo e verificar a influência da emissividade na deteção dos mesmos, uma vez que todos eles se encontravam aproximadamente à mesma temperatura. As imagens seguintes são o resultado desta última fase mencionada. É apresentada apenas uma imagem referente a um tipo de solo por se considerar que a informação que se pretende extrair é independente do tipo de solo.



Figura 27: Caixa com solo arenoso a uma profundidade de 0cm com aquecimento prévio dos objetos (imagem visível)

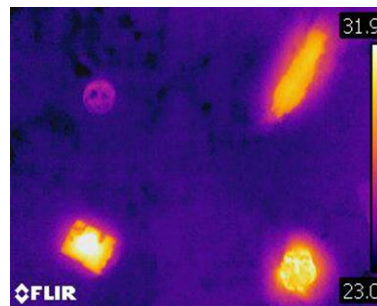


Figura 28: Caixa com solo arenoso a uma profundidade de 0cm com aquecimento prévio dos objetos (imagem térmica)

Os objetos encontravam-se aproximadamente à temperatura atmosférica (aproximadamente 33 °C), enquanto o solo presente em cada uma das caixas apresentava uma temperatura inferior aproximando-se da temperatura ambiente onde foram efetuadas as experiências (25°C). Assim, torna-se possível visualizar com clareza as diferenças de emissividade entre os quatro tipos de materiais que se encontram aproximadamente à mesma temperatura. Neste procedimento é evidente que o objeto de alumínio é praticamente impercetível para os três tipos de solo. Este fato deve-se à baixa emissividade térmica deste material que se situa entre 0.04 e 0.06 para o alumínio polido. Os restantes objetos possuem uma emissividade acima dos 0.8 sendo impercetível as diferenças de intensidade das assinaturas dessas minas [32].

Verificou-se que sem excitação térmica externa, a deteção de minas terrestres é inviável uma vez que a potência do sinal correspondente às minas na superfície é inferior ou igual, na maior parte dos casos, à potência do sinal do plano de fundo.

A utilização de objetos em vez de minas considera-se perfeitamente aceitável uma vez que nos teatros de operações da atualidade são utilizados frequentemente *IED's*, referidos na secção 3, que são de fabrico “caseiro” e os quais são elaborados com materiais acessíveis a qualquer pessoa. Por outro lado, este estudo, efetuado com base em outros objetos que não minas, poderá implicar a deteção de uma maior quantidade de falsos alarmes. No entanto, é sempre preferível a identificação de mais falsos alarmes do que a não identificação de um *IED*, cuja não identificação, inativação e remoção poderá tirar a vida a um ou mais seres humanos.

5.1.2 Experiência 2: campos multi – solo no exterior

A experiência 2 é uma réplica da experiência anterior com a diferença desta ser efetuada no exterior. Esta situação está sujeita a excitação térmica natural devida à radiação solar, pelo que a obtenção das imagens para cada profundidade foi efetuada após 40 minutos das mesmas estarem na posição pretendida. Efetuou-se este procedimento uma vez que podem ocorrer transferências térmicas durante a operação de enterrar um objeto a uma profundidade diferente. Além disso, o manuseamento do solo pode colocar na superfície partículas de solo interior que se encontra a uma temperatura inferior, sendo necessário um determinado intervalo de tempo até o solo do plano de fundo se encontrar todo a uma temperatura aproximadamente constante.

A utilização de isolante térmico *ROOFMATE* garantiu que o solo adjacente à estrutura de madeira que constitui a caixa não sobreaquecesse. A não utilização do isolante térmico iria camuflar parcialmente o sinal dos objetos conforme se pode observar na figura 29 e figura 30, uma vez que toda a região adjacente à estrutura de madeira encontra-se sobreaquecida. Este sobreaquecimento ocorre devido à elevada condutividade térmica da madeira que transfere a energia rapidamente para o solo adjacente. Por outro lado, as assinaturas térmicas dos objetos enterrados estão parcialmente ocultas dificultando a deteção.



Figura 29: Experiência preliminar no exterior sem isolante térmico (imagem visível)

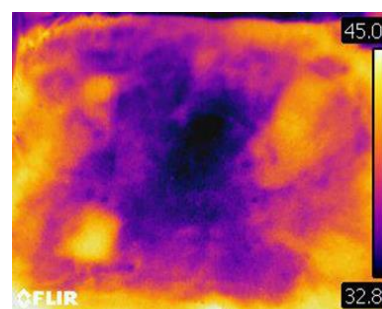


Figura 30: Experiência preliminar no exterior sem isolante térmico (imagem térmica)

Após esta análise preliminar seguiu-se o procedimento efetuado na experiência 1: colocaram-se os objetos à superfície tendo-se obtidos as imagens seguintes.



Figura 31: Caixa com solo negro com objetos à superfície (imagem visível)



Figura 32: Caixa com solo arenoso com objetos à superfície (imagem visível)



Figura 33: Caixa com solo orgânico com objetos à superfície (imagem visível)

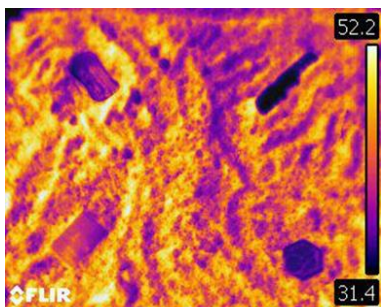


Figura 34: Caixa com solo negro com objetos à superfície (imagem térmica)

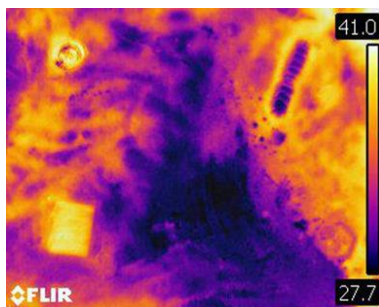


Figura 35: Caixa com solo arenoso com objetos à superfície (imagem térmica)

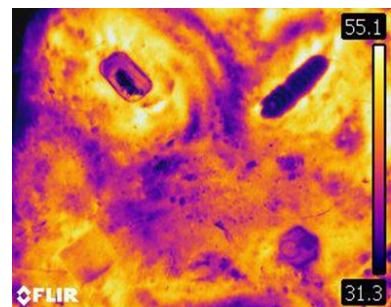


Figura 36: Caixa com solo orgânico com objetos à superfície (imagem térmica)

Após a obtenção de imagens com as minas à superfície, iniciaram-se as experiências para diferentes profundidades. A fim de manter a concordância entre experiências foi usada a profundidade inicial de 0.5 cm. Dado que as minas já se encontram enterradas, apenas serão mostradas as imagens térmicas, uma vez que não se consegue visualizar nenhuma informação pertinente nas imagens na banda do visível. A figura 37, figura 38 e figura 39 referem-se à profundidade de 0.5 cm.

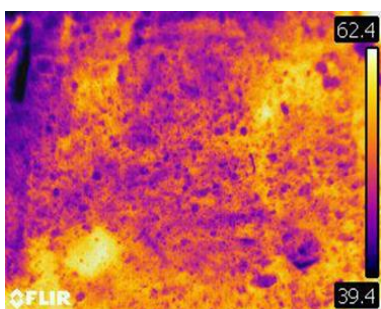


Figura 37: Caixa com solo negro com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica)

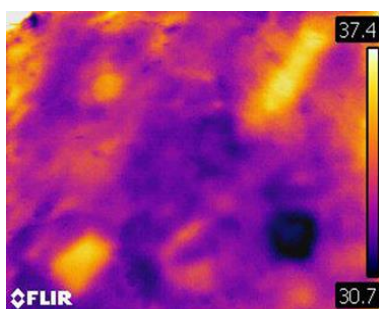


Figura 38: Caixa com solo arenoso com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica)

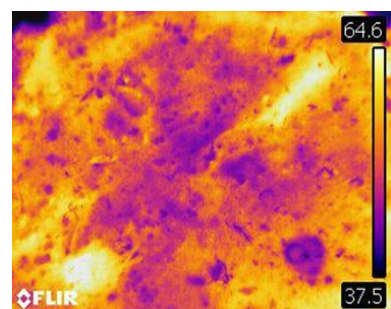


Figura 39: Caixa com solo negro com objetos à profundidade de 0.5 cm (imagem térmica)

O tipo de solo influencia os resultados obtidos quando a excitação térmica é natural (radiação solar). Assim, por inspeção visual, é possível observar que a caixa que contém areia permite discriminar melhor as assinaturas dos objetos enterrados quando comparada com a que possui solo negro ou solo orgânico. No entanto, este fato não se deve apenas ao tipo de terreno mas também

aos seus constituintes. Apesar de todos os solos possuírem uma granularidade aproximadamente constante, é a caixa com solo arenoso que possui os fragmentos mais semelhantes. Além da semelhança entre a dimensão dos fragmentos, é também importante referir que o solo arenoso era o mais puro pois a sua constituição era unicamente areia. Os outros dois tipos de solo possuíam alguns vestígios de outros constituintes, como pequenas pedras e raízes, o que introduz ruído nos resultados que se obtêm através da câmara térmica.

Na figura 37 e figura 39 a escala de temperatura definida automaticamente pelo sensor indica um valor máximo superior a 60°C. Esta temperatura é aparente, uma vez que a temperatura dos objetos determinada pelo sensor está diretamente relacionada com a emissividade dos mesmos.

Numa segunda fase da experiência as minas foram colocadas a 1.5 cm de profundidade. As imagens respetivas encontram-se indicadas na figura 40, figura 41 e figura 42.

Relativamente aos objetos enterrados também são notórias as diferenças entre os materiais; sendo perceptível que o objeto de plástico (canto superior direito) e objeto de madeira (canto inferior esquerdo) são os que apresentam uma maior energia correspondente às assinaturas dos objetos à superfície. Assim sendo, é uma mais-valia a boa deteção de objetos de madeira e plástico pois muitos dos engenhos explosivos usados na atualidade praticamente não possuem qualquer componente metálico.

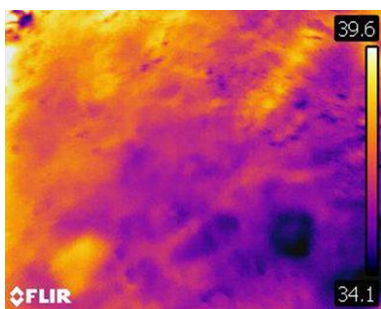


Figura 40: Caixa com solo arenoso com objetos à profundidade de 1.5 cm (Imagem térmica)

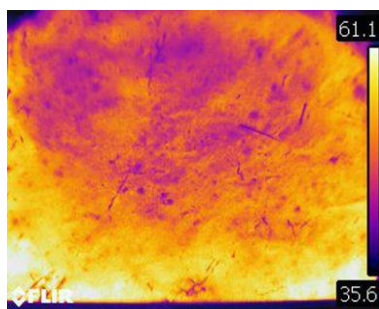


Figura 41: Caixa com solo orgânico com objetos à profundidade de 1.5 cm (imagem térmica)

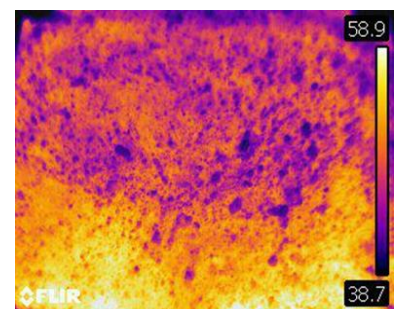


Figura 42: Caixa com solo negro com objetos à profundidade de 1.5 cm (imagem térmica)

Para a profundidade de 1.5 cm não é possível detetar nenhum dos objetos para o terreno negro e orgânico. No entanto, é possível ainda observar parcialmente três dos objetos enterrados na caixa com solo arenoso. O objeto que não é possível identificar é o objeto de alumínio devido à sua baixa emissividade. No entanto, verifica-se que o canto superior esquerdo da imagem referente ao solo arenoso está a uma temperatura muito superior relativamente ao resto da caixa. Este sobreaquecimento nessa região camuflou a assinatura da mina contribuindo para a sua não identificação. A razão encontrada para o sobreaquecimento dessa região justifica-se pela orientação do vento no momento em que as imagens foram obtidas, estando a soprar no sentido do canto inferior direito para o canto superior esquerdo permitindo concluir que ocorreram transferências térmicas por convecção de uma região para a outra.

Uma vez que as assinaturas dos objetos enterrados nas caixas com solo negro e orgânico não são identificadas por inspeção visual a 1.5 cm de profundidade considera-se irrelevante testar outras profundidades.

Constatou-se que a utilização de solo arenoso produz melhores resultados que a utilização quer de solo negro quer orgânico. Este fato deveu-se essencialmente à homogeneidade apresentada pelo solo arenoso que permitiu obter imagens com menos ruído.

A experiência 2, efetuada com excitação térmica solar, permitiu detetar os objetos a uma profundidade superior em relação à experiência 1. Deste modo, confirmou-se uma melhoria dos resultados com a presença de excitação térmica natural (sol) em relação aos resultados obtidos sem incidência direta de energia solar.

5.1.3 Experiência 3: campo em solo inerte

A experiência 3 permitiu estudar a influência do efeito de superfície. Esta experiência foi elaborada em dois locais distintos. O primeiro foi um terreno com vegetação esparsa e rasteira enquanto o segundo terreno possuía vegetação alta e densa. Foi ainda efetuado um estudo acerca da resolução das imagens a fim de verificar qual a melhor resolução para permitir futuramente efetuar o processamento das mesmas.

As figuras seguintes referem-se ao primeiro campo da experiência 3 onde se encontram dispostos quadrangularmente cinco objetos, estando um em cada vértice e outro ao centro do mesmo. A figura 43 e figura 46 referem-se às imagens obtidas da posição 1 a uma distância vertical de 2 m e a uma distância horizontal de 1.5 m. Deste modo, obteve-se uma resolução aproximada de 5 [pixels / cm²] para a posição 1. A figura 44 e figura 47 referem-se às imagens obtidas da posição 2 a uma distância vertical de 5 m e uma distância horizontal de 1.5 m. Nesta situação tem-se uma resolução aproximada de 2 [pixels / cm²]. Por fim, as imagens da figura 45 e figura 48 foram obtidas da posição 3 a uma distância vertical de 9.30 m e a uma distância horizontal de 1.50 m, possuindo uma resolução aproximada de 1 [pixels / cm²]. Estas resoluções foram obtidas dividindo o número total de pixels de uma imagem pela área em cm² de terreno fotografado. Considerando que alguns tipos de minas antipessoais poderão possuir dimensões aproximadas de 6 cm², verifica-se que para a posição 3 as imagens térmicas iriam apresentar assinaturas, caso fossem detetadas, de 6 pixels numa imagem com um total de 76800 pixels que é a resolução das imagens obtidas com a câmara térmica. Com base neste resultado, considera-se que a deteção para a posição 3 com base em algoritmos de classificação poderá ser complexa.



Figura 43: Campo 1 fotografado da posição 1



Figura 44: Campo 1 fotografado da posição 2



Figura 45: Campo 1 fotografado da posição 3

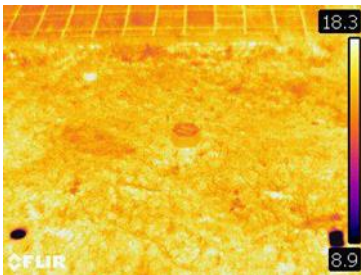


Figura 46: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica)

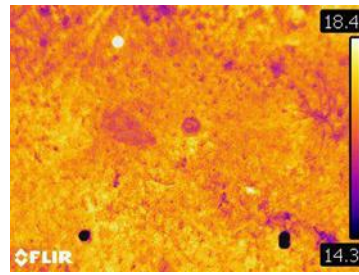


Figura 47: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica)

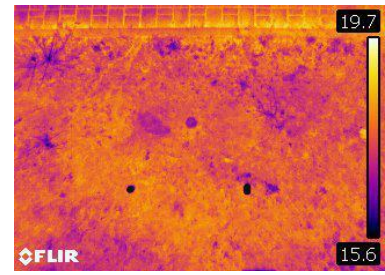


Figura 48: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica)

As imagens foram obtidas imediatamente a seguir à colocação dos objetos à superfície do solo. Estes encontravam-se aproximadamente à mesma temperatura entre si pelo que era espectável que apresentassem a mesma assinatura térmica. No entanto, como a medição da temperatura efetuada pela câmara térmica depende da emissividade, esperava-se que os três objetos metálicos estivessem a uma temperatura aparente mais elevada que os objetos de alumínio. Esta evidência é confirmada pelas figuras acima apresentadas, onde os objetos de alumínio surgem a negro na imagem térmica indicando uma temperatura muito inferior à temperatura correspondente dos objetos metálicos, de acordo com a escala de temperaturas. Este fato deve-se à baixa emissividade do alumínio em relação aos objetos metálicos que deste modo apresentam uma temperatura aparente inferior.

As imagens obtidas da posição 3 permitem identificar claramente as assinaturas dos objetos, no entanto, essas zonas são muito reduzidas relativamente ao número de pixels pelo que a identificação através de um algoritmo automático de classificação pode conduzir a resultados que não permitem classificar as regiões claramente.

De seguida foram abertos os buracos na mesma posição relativa onde se encontravam dispostos os objetos à superfície. Esta operação pretende testar a capacidade de deteção do efeito de superfície. É apenas apresentada a imagem referente à posição 2 na figura 49 e figura 50, encontrando-se as restantes no Anexo B.



Figura 49: Campo 1 fotografado da posição 2

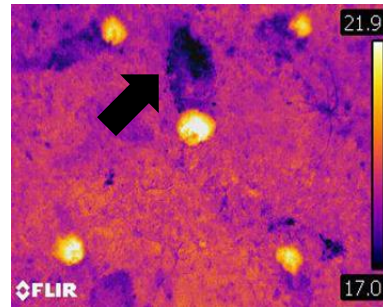


Figura 50: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica)

Por inspeção visual é possível identificar claramente as regiões onde foram abertos os buracos para a posterior colocação dos objetos. Assim, constata-se que estas regiões interiores do solo se encontram a uma temperatura aparente superior em relação à superfície culminando na detecção daquelas regiões por parte da câmara térmica, uma vez que o solo do plano de fundo se encontra inerte há um longo período de tempo. A região indicada pela seta é solo interior possuindo aproximadamente os mesmos constituintes que as regiões dos buracos que surgem a uma temperatura aparente superior. A retirada sucessiva de solo das regiões dos buracos teve como consequência o sobreaquecimento dessas regiões em comparação com o solo indicado pela seta a negro. Este sobreaquecimento reflete-se no gradiente térmico presente nas imagens acima indicadas. Posteriormente, os objetos foram colocados nos buracos e tapados a fim dos mesmos ficarem enterrados. Os resultados desta fase da experiência encontram-se apresentados nas figuras seguintes. As imagens resultantes obtidas das posições 1 e 3 encontram-se no Anexo C.



Figura 51: Campo 1 fotografado da posição 2

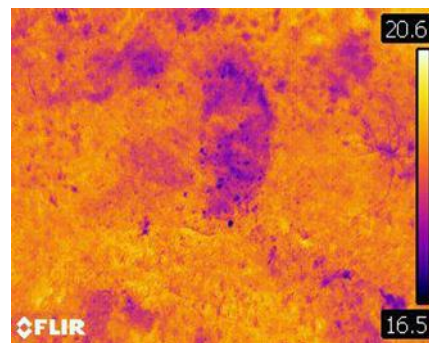


Figura 52: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica)

O efeito de superfície surge nas imagens da figura 51 e figura 52 com uma temperatura aparente inferior em comparação com as regiões da superfície que não sofreram qualquer intervenção por parte do ser humano. Uma parte parcial do efeito que ocorre nestas duas imagens já era observável na figura 50 na região indicada pela seta. O gradiente térmico entre solo interior e a superfície ocorre, pois o solo interior encontra-se a uma temperatura real inferior ao solo à superfície. Além disso, os constituintes do solo interno são parcialmente diferentes dos constituintes do solo superficial e portanto não possuem a mesma emissividade. Deste modo, as regiões onde foram enterradas as minas serão detetadas pela câmara térmica de modo diferente em relação ao solo

superficial, reforçando o contraste que é apresentado na figura 52. O estudo do solo remexido, o efeito de superfície, permitiu concluir que a sua detecção é possível através da câmara térmica sendo, portanto, uma mais-valia para o auxílio na detecção de minas terrestres enterradas. No entanto, o efeito de superfície é drasticamente reduzido caso as minas sejam enterradas por sapadores, onde a colocação de uma mina é efetuada de modo a provocar o mínimo de alterações no solo.

Foram obtidas imagens do mesmo campo com os mesmos objetos enterrados passados 11 dias a fim de poder retirar algumas elações acerca da durabilidade do efeito de superfície. Este intervalo de tempo foi escolhido aleatoriamente, no entanto, de acordo com as referências consultadas a influência do efeito de superfície apenas é perceptível, em regra, entre um a dois meses.

Das imagens obtidas das três posições apenas são apresentadas a seguir as ilustrações referentes à posição 2, encontrando-se as restantes no Anexo D.



Figura 53: Campo 1 fotografado da posição 2

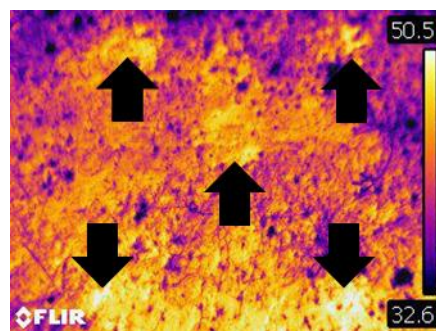


Figura 54: Campo 1 fotografado da posição 2 (imagem térmica)

As imagens obtidas quer da posição 1 quer da posição 3 não permitem identificar com clareza os objetos enterrados. As imagens acima apresentadas correspondem ao melhor resultado obtido nesta fase. Na imagem térmica da figura 54 é evidente a presença de regiões com uma temperatura aparente mais elevada, indicadas pelas setas a negro. Apesar deste fato, todos os sinais alvo correspondentes às assinaturas dos objetos são visíveis na imagem térmica apesar dos contornos dos mesmos não permitirem fazer uma delimitação exata entre as assinaturas das minas e o plano de fundo. Foi assim comprovada a detecção do efeito de superfície 11 dias após o enterro dos objetos no solo. No entanto, verificou-se que com o passar do tempo os contornos se tornam menos perceptíveis diminuindo o desempenho de algoritmos de detecção de minas. O segundo campo pretende analisar a influência da vegetação. Foram apenas obtidas imagens da posição 2 pois não era possível visualizar os objetos à superfície em nenhuma das posições através de experiências preliminares, tendo-se optado por colocar apenas as imagens da posição 2 como indicado na figura 55 e figura 56.



Figura 55: Campo 2 fotografado da posição 2

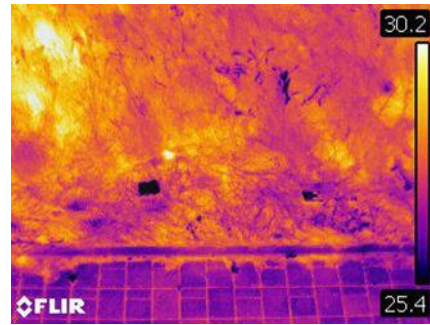


Figura 56: Campo 2 fotografado da posição 2 (imagem térmica)

Na análise da imagem térmica verifica-se que não são identificados os objetos que se encontram camuflados na vegetação. Este resultado é transversal às três posições testadas permitindo concluir que minas à superfície camufladas em vegetação alta e densa não são identificáveis através das imagens térmicas obtidas nesta banda do infravermelho.

Numa segunda fase testou-se a capacidade de deteção do efeito de superfície para este tipo de vegetação nas mesmas posições relativas onde se encontravam os objetos colocados à superfície na fase anterior. Nesta situação também foram obtidas imagens apenas da posição 2, como referido em cima, encontrando-se as mesmas indicadas na figura 57 e figura 58.



Figura 57: Campo 2 fotografado da posição 2

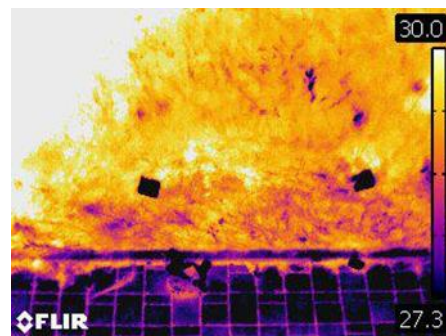


Figura 58: Campo 2 fotografado da posição 2 (imagem térmica)

Nesta fase também não foi possível identificar a assinatura dos buracos abertos. Concluindo, o efeito de superfície é detetável em terreno com vegetação alta e densa através de um sensor na banda do infravermelho térmico.

Desta subsecção foi possível constatar que a resolução espacial das imagens térmicas poderá tornar complexa a deteção de minas de pequenas dimensões através do recurso a algoritmos de classificação.

A deteção do efeito de superfície nas imagens térmicas é uma mais valia na deteção de minas terrestres. No entanto, o processo de colocação de uma mina no solo, quando efetuado por sapadores, segue determinadas regras de modo a minimizar a perturbação causada no solo sugerindo uma redução considerável na deteção do efeito de superfície.

A deteção do efeito de superfície passados 11 dias foi confirmada. De acordo com a literatura consultada, é indicado um período médio de 2 meses para a deteção deste efeito. Uma vez que

tipicamente a desminagem civil é efetuada bastante tempo após a colocação das minas torna-se complexa a detecção deste efeito.

Por fim, é sugerido que para solos com vegetação alta e densa a detecção de minas terrestres é inviável.

5.1.4 Experiência 4: campos com minas reais

Nesta experiência foram construídos campos minados que se aproximam o mais possível da realidade. Foram elaborados vários campos minados de 5 por 5 metros, cada um com cinco minas instaladas. Os terrenos utilizados na elaboração dos campos possuem irregularidades, alguma vegetação e algumas regiões sofreram a intervenção do Homem.

Para cada campo foram obtidas duas imagens de manhã e duas à tarde com o intuito de verificar se as variações climáticas que ocorrem ao longo do dia influenciam as imagens térmicas adquiridas. A primeira imagem foi obtida usando apenas a câmara térmica e a segunda recorrendo à câmara e a um iluminador de infravermelhos¹⁴. O objetivo da utilização do iluminador de infravermelho é enviar energia para o campo minado para que, quando este campo reemite a energia absorvida, seja possível discriminar o local com minas em relação ao solo sem minas, pela análise das imagens obtidas na região espectral do infravermelho térmico. O iluminador funciona como um acelerador, procedendo ao aquecimento do campo com minas. Cada campo será apresentado e estudado individualmente.

Nas figuras que são apresentadas na banda do visível é possível identificar os campos de 5 por 5 metros delimitados com fita balizadora. No entanto, uma vez que a fita não permite delimitar a região dos campos nas imagens térmicas, considerou-se essencial referenciar os mesmos recorrendo a linhas a negro que sobrepõem a delimitação efetuada com fita balizadora nas imagens térmicas.



Figura 59: Campo 1 (imagem visível)

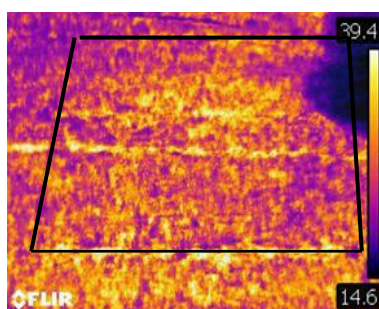


Figura 60: Campo 1 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos

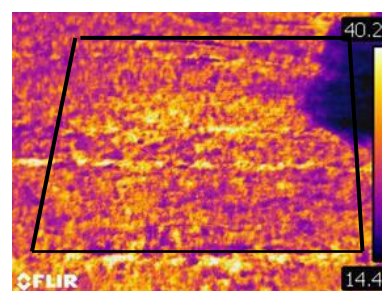


Figura 61: Campo 1 fotografado de manhã com iluminador de infravermelhos

¹⁴ Iluminador de infravermelhos *AEgis SuperLED Infrared* com uma potência máxima de 90W.

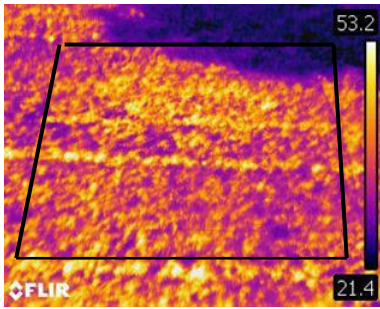


Figura 62: Campo 1 fotografado de tarde sem iluminador de infravermelhos

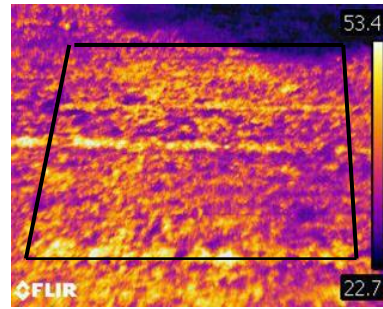


Figura 63: Campo 1 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos

Este campo possui vegetação rasteira e densa com todas as minas enterradas no solo. Assim, era esperado que a energia relativa às assinaturas das minas possuísse um elevado gradiente em relação ao sinal referente às regiões do plano de fundo. No entanto, existem zonas do plano de fundo sem vegetação que surgem nas imagens térmicas a uma temperatura aparente muito superior em relação à temperatura das regiões com vegetação. Esta evidência impossibilita a detecção das minas que se encontram enterradas no terreno.

As imagens obtidas com iluminador de infravermelhos não apresentam nenhuma alteração, por inspeção visual, em relação às imagens obtidas sem iluminador. Em relação ao período do dia em que as imagens foram obtidas verifica-se uma maior gama de temperaturas no período da tarde, isto é, a diferença entre a temperatura mínima e máxima aparentes, detetadas pela câmara térmica, é maior no período da tarde. No entanto, devido a temperaturas mais elevadas no período da tarde, verifica-se que as regiões sem vegetação possuem uma temperatura mais elevada mitigando o sinal, já fraco, relativo às assinaturas das minas. As imagens obtidas relativas ao segundo campo são as seguintes:



Figura 64: Campo 2 (imagem visível)

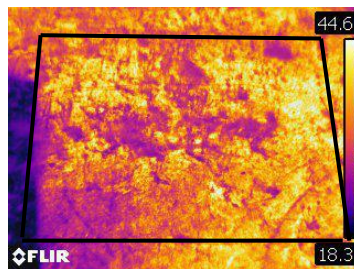


Figura 65: Campo 2 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos

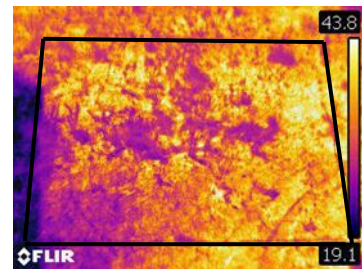


Figura 66: Campo 2 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos

Neste campo também não é possível identificar nenhuma das minas instaladas. Uma das minas encontra-se camuflada na vegetação e, de acordo com a experiência 3, não é possível detetar a sua presença com a câmara térmica. As restantes quatro encontram-se enterradas não sendo possível efetuar a sua deteção pois a temperatura a que as mesmas estão não permite que se obtenha uma assinatura térmica à superfície capaz de sobressair das regiões correspondentes ao plano de fundo. Além deste fator, a presença de regiões com vegetação média e densa, outras com baixa e esparsa e ainda algumas regiões sem qualquer tipo de vegetação resulta em imagens

térmicas bastante heterogêneas impossibilitando a detecção térmica das assinaturas das minas. A influência do iluminador de infravermelhos nesta situação continua a ser irrelevante.

Numa terceira fase foram obtidas imagens de um terceiro campo com terreno muito semelhante ao campo 1.



Figura 67: Campo 3 (imagem visível)

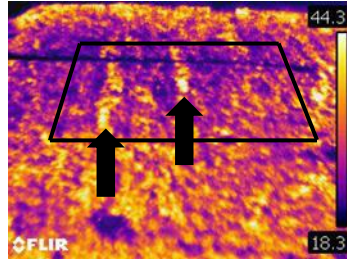


Figura 68: Campo 3 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos

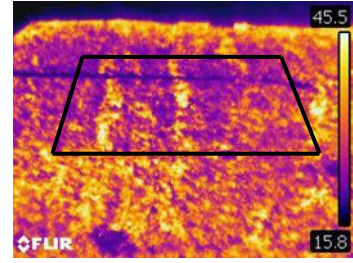


Figura 69: Campo 3 fotografado de manhã com iluminador de infravermelhos

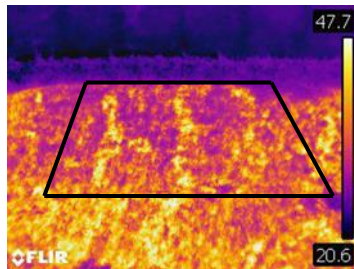


Figura 70: Campo 3 fotografado de tarde sem iluminador de infravermelhos

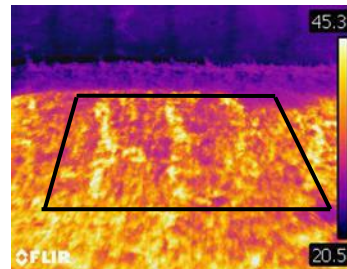


Figura 71: Campo 3 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos

No campo 3 é possível a identificação, por inspeção visual, da mina no centro do campo e da mina instalada no quadrante inferior esquerdo do campo que se encontram, referenciadas na figura 68 com setas a negro. A mina no centro do campo foi instalada à superfície e camuflada com vegetação. A vegetação utilizada na camuflagem da mina é diferente da existente nas restantes regiões do campo podendo-se concluir que a detecção da mina central foi possível devido às diferenças de vegetação. A segunda mina detetada por inspeção visual, encontra-se à superfície e a sua composição é essencialmente metálica. Novamente, a intensidade dos sinais das minas é mais forte nas imagens obtidas no período da manhã do que nas obtidas no período da tarde. A influência, por inspeção visual, do iluminador de infravermelhos é novamente desprezável.



Figura 72: Campo 4 (imagem visível)

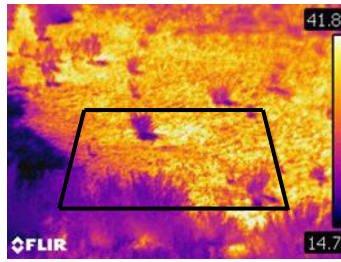


Figura 73: Campo 4 fotografado de manhã sem iluminador de infravermelhos

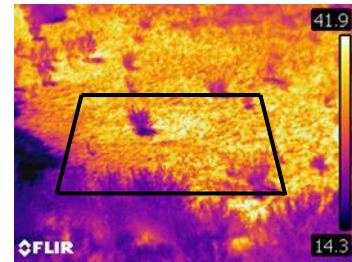


Figura 74: Campo 4 fotografado de manhã com iluminador de infravermelhos

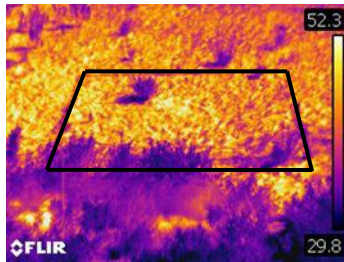


Figura 75: Campo 4 fotografado de tarde sem iluminador de infravermelhos

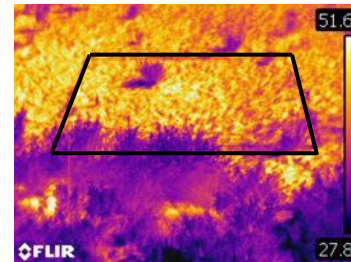


Figura 76: Campo 4 fotografado de tarde com iluminador de infravermelhos

Por último, o campo 4 é constituído por solo maioritariamente arenoso com a superfície sem vegetação considerável. No centro destas imagens térmicas é possível detetar uma região com uma temperatura aparente superior em relação às restantes regiões do campo que corresponde a uma mina enterrada. Por outro lado, a granularidade heterogénea das imagens térmicas deve-se essencialmente a irregularidades no terreno, que refletem de modo diferente a radiação incidente que por sua vez dá origem a uma heterogeneidade aparente do terreno. Esta heterogeneidade inibe a distinção, por inspeção visual, das assinaturas das minas em relação ao plano de fundo. Por fim, o uso do iluminador de infravermelhos não permitiu extrair nenhuma informação complementar, tal como ocorreu nas experiências anteriores.

A influência do sol foi um dos fatores estudados tendo-se constatado que aquando de temperatura ambiente bastante elevada, o sinal correspondente ao plano de fundo é superior ao correspondente às assinaturas das minas tornando-se difícil a deteção das mesmas. A utilização de um iluminador de infravermelhos na banda espectral dos $850-940nm$ não permitiu obter melhores resultados nas imagens obtidas com a câmara térmica.

5.2 Procedimentos para a deteção de minas

Nesta secção são apresentados os resultados de processamento de diversas imagens obtidas nas experiências anteriores. Do conjunto total de imagens obtidas de todas as experiências foram escolhidas aquelas onde é possível visualizar todos os objetos por inspeção visual. Este critério baseia-se no fato de apenas ser possível identificar corretamente as assinaturas das minas nas imagens térmicas recorrendo a algoritmos de classificação quando é possível identificar as mesmas parcialmente ou totalmente por inspeção visual.

5.2.1 1Conjunto de dados experimentais

A obtenção de imagens térmicas que permitem a deteção de minas terrestres é limitada a condições bastante específicas, de acordo com os fatores estudados na secção 5.1. No entanto, nesta secção pretende-se testar a capacidade de deteção automática das assinaturas térmicas das minas com recurso às técnicas de processamento de imagem abordadas na secção 4.2.

Do total de imagens obtidas das várias experiências efetuadas foram escolhidas cinco imagens que se encontram apresentadas na figura 77, bem como a identificação manual das regiões correspondentes às minas, que é possível identificar por inspeção visual (regiões a branco).

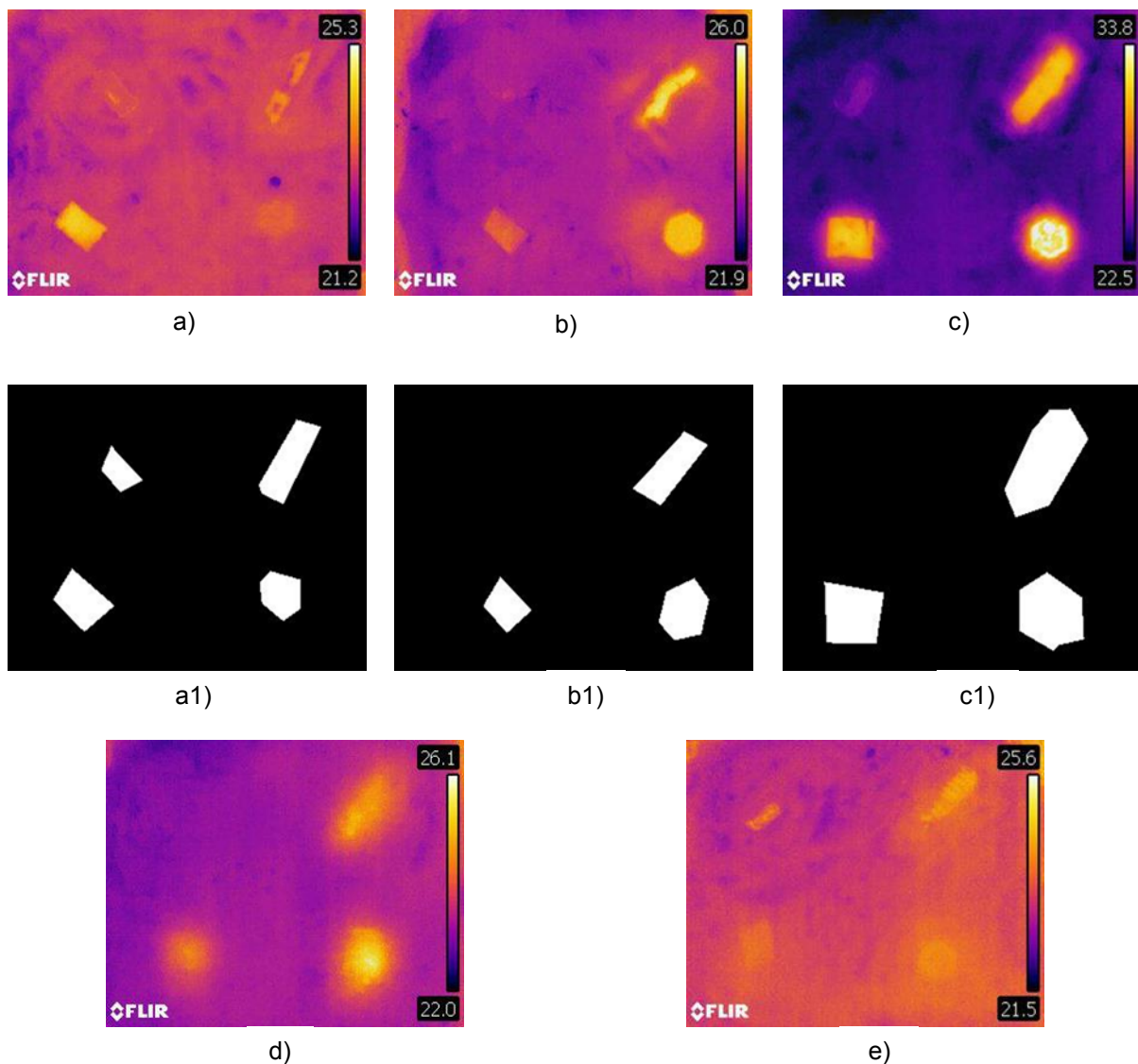




Figura 77: Conjunto de dados utilizados para o estudo dos classificadores. Imagens de cima (a,b,c,d) correspondem à imagem térmica e imagem em baixo (a1,b1,c1,d1,e1) correspondem à identificação das regiões com os objetos visíveis por inspeção visual (a branco).

Todas as imagens térmicas da figura 77 possuem uma dimensão de 240x320 pixels. No entanto, foi apenas considerado a dimensão 225x300 pixels, definidos por tentativa e erro, de modo a eliminar o logotipo presente no canto inferior esquerdo e a escala de temperaturas no canto direito das imagens térmicas. A resolução das imagens corresponde a 12 pixels por cada cm^2 de terreno. Foram definidas duas classes: mina e plano de fundo.

No conjunto de treino foram utilizadas superROI's com tamanho variável pois as regiões correspondentes a minas possuem dimensões distintas. As superROI's selecionadas permitem identificar claramente as duas classes, bem como uma superROI que se situa entre as duas classes (figura 78, i)). Esta superROI representa uma situação de transição com o intuito de diminuir o erro na classificação para amostras transitórias onde a janela possui pixels das duas classes.

Na ilustração seguinte são apresentadas as superROI's utilizadas no conjunto de dados de treino de acordo com o supramencionado.

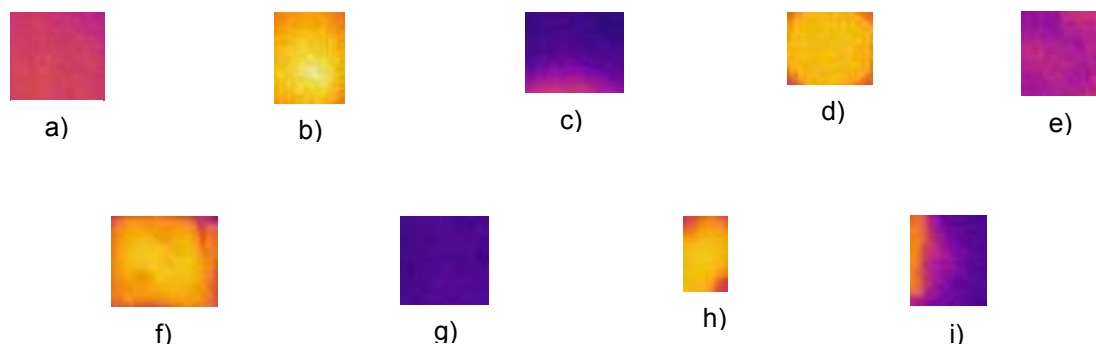


Figura 78: SuperROI's utilizadas no conjunto de treino dos classificadores

Tabela 10: Características das imagens do conjunto de treino

Imagem	Dimensão em número pixels	Classificação da superROI por inspeção visual
a)	33x35	0
b)	35x26	1
c)	30x37	0
d)	28x32	1

e)	32x32	0
f)	34x40	1
g)	34x33	0
h)	29x16	1
i)	34x28	0

A atribuição do valor 0 na classificação corresponde a uma região do plano de fundo enquanto a atribuição do valor 1 a uma superROI indica que a mesma pertence à classe de mina. Por análise da tabela é possível constatar que o processamento das superROI's foi efetuado alternadamente entre 1 e 0. Esta sequenciação não foi aleatória, sendo pretendido que cada classe na fase de treino possuía aproximadamente metade das amostras totais e permitindo uma distribuição uniforme das amostras de treino de cada classe.

Cada ROI foi obtida através de janela deslizante de dimensão 8x8 pixels com deslizamento de 2 pixels a cada iteração. Assim, foram extraídas 2292 ROI's do total de super ROI's selecionadas. A dimensão da janela e do número de pixels a deslizar em cada iteração foi escolhido com base em vários testes efetuados, tendo-se observado que estes são os valores que permitem obter os melhores resultados. O tamanho da janela foi também escolhido tendo em conta as dimensões das regiões correspondentes à classe de mina.

Foram calculadas 92 características para cada ROI. Após obter as características de todas as ROI's segue-se a seleção das mesmas. A fim de estudar o desempenho do classificador SVM, em função do núcleo, e do classificador KNN, em função da métrica de distância, foi implementado o algoritmo SFS e SBS. O parâmetro K do algoritmo de classificação NN é determinado recorrendo a validação cruzada com o método *10-fold*. O algoritmo de validação cruzada permitiu determinar o melhor valor para K, entre 1 e 30, que minimiza o erro de generalização.

Na fase de teste foram classificadas as imagens apresentadas na figura 77. Destas imagens foram extraídas ROI's com os mesmos parâmetros da janela deslizante utilizados na fase de treino. Assim, tendo em conta as 5 imagens a classificar, foram extraídas características de 19200 ROI's.

5.2.2 Análise da performance dos algoritmos utilizados

A análise do desempenho dos algoritmos utilizados é efetuada através de matrizes de confusão, das quais é extraída a precisão da classificação realizada das amostras através dos algoritmos de classificação/segmentação. Esta precisão é calculada com base nas equações indicadas na tabela 8 da secção 4.2.2. Foi calculada a precisão média que consiste na média da precisão das cinco imagens utilizadas na fase de teste dos classificadores.

Numa primeira fase foram analisadas diferentes métricas de distância. As métricas usadas foram: euclidiana, *chebychev*, correlação e *cityblock*. O valor de K do classificador NN foi escolhido automaticamente por seleção do menor valor que minimiza o erro de generalização obtido através de validação cruzada.

Estipulou-se o número máximo de características a selecionar pelo seletor em 40, pois empiricamente a partir do valor de 40 características a precisão tende sempre a manter-se ou a diminuir. Na figura seguinte é apresentada a evolução da performance da detecção de minas com classificador KNN em função do número de características com recurso a SFS.

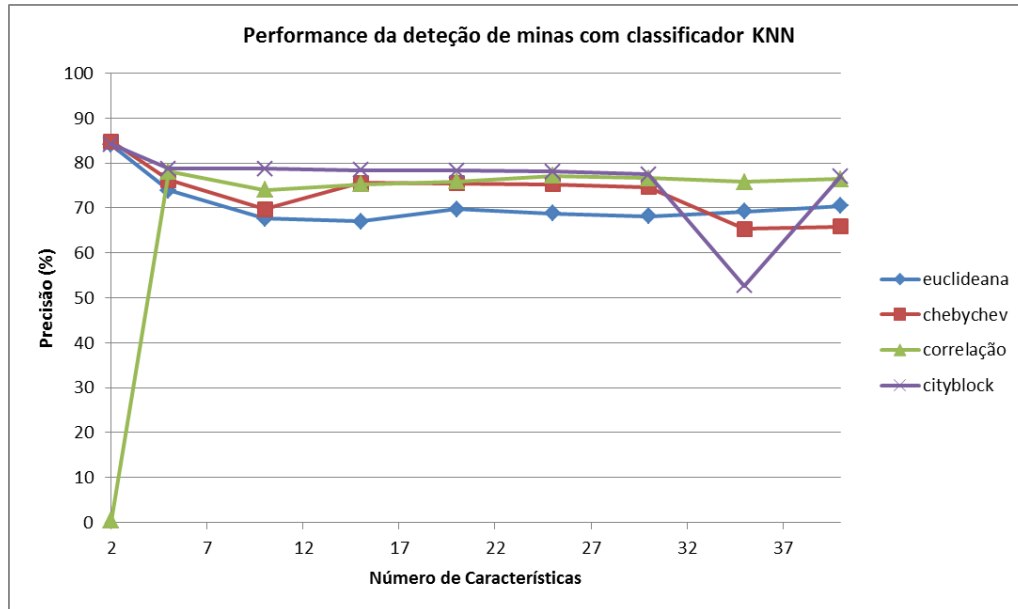


Figura 79: Performance da detecção de minas com classificador KNN com seletor SFS

A métrica de distância que permite classificar corretamente o maior número de amostras de minas é a de *chebychev*, a qual possui uma precisão média, para as cinco imagens, de 85% para duas características. Em termos de estabilidade da performance, a métrica euclidiana e de *chebychev* possuem uma estabilidade com oscilações inferiores a 10% em torno do valor médio. A métrica da correlação para duas características apresenta uma classificação próxima de 0%. Uma vez que este resultado foi obtido para duas características, torna-se possível uma análise das amostras num espaço bidimensional, como indicado na figura 83. A correlação possui um valor de performance próximo de 1, para conjuntos de amostras próximos de uma regressão linear, indicando uma alta relação entre as duas características em questão. O conjunto das amostras da figura 83 apresenta uma dispersão em “nuvem”, ao qual corresponde uma correlação próxima de zero. Daí esta métrica não permitir classificar corretamente as regiões de minas.

Na figura 80 é apresentada a performance da detecção de minas com classificador KNN em função do número de características com recurso a SBS.

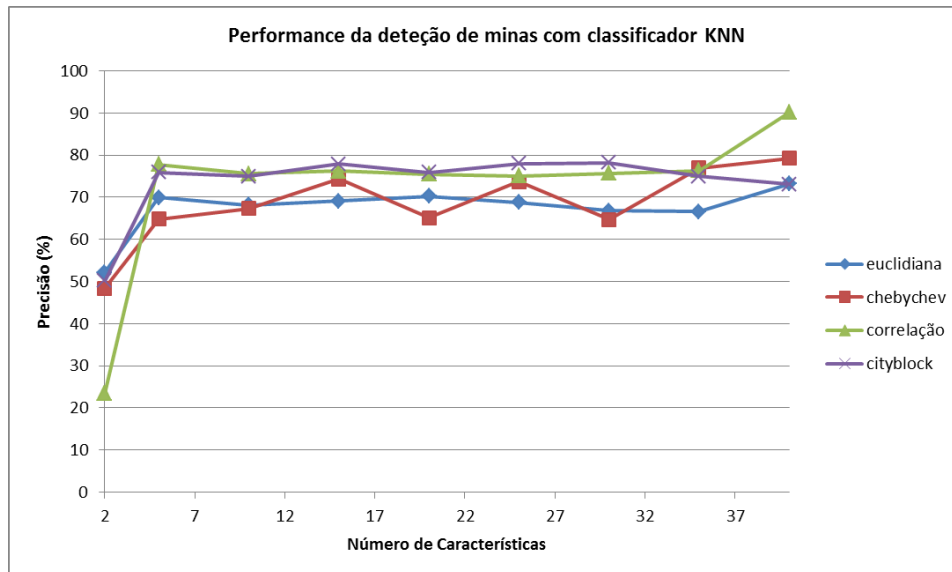


Figura 80: Performance da detecção de minas com classificador KNN com seletor SBS

Com SBS obtém-se uma precisão máxima de aproximadamente 90% para 40 características com a métrica da correlação.

O perfil da figura 80 resultante da seleção com SBS é muito semelhante ao apresentado na figura 79. No entanto, existe uma alteração significativa nos resultados obtidos para duas características. Para uma seleção SBS verifica-se que os resultados para duas características apresentam a pior precisão para todas as métricas, em oposição à seleção baseada em SFS. As duas características selecionadas por SBS são de primeira ordem, enquanto as selecionadas com SFS são uma de primeira ordem e uma de segunda ordem. Este resultado sugere que as características de primeira ordem permitem classificar melhor as amostras de mina em relação às características de segunda ordem. Esta conclusão deve-se à disposição das características extraídas, onde as características de primeira ordem foram extraídas primeiro em relação às de segunda ordem. Deste modo, caso as características de segunda ordem permitissem identificar claramente as amostras de mina, seria pelo menos selecionada uma característica de segunda ordem. Esta previsão não se constatou.

Numa segunda fase foi estudada a performance do classificador SVM para diferentes núcleos com recurso a SFS como apresentado na figura 81.

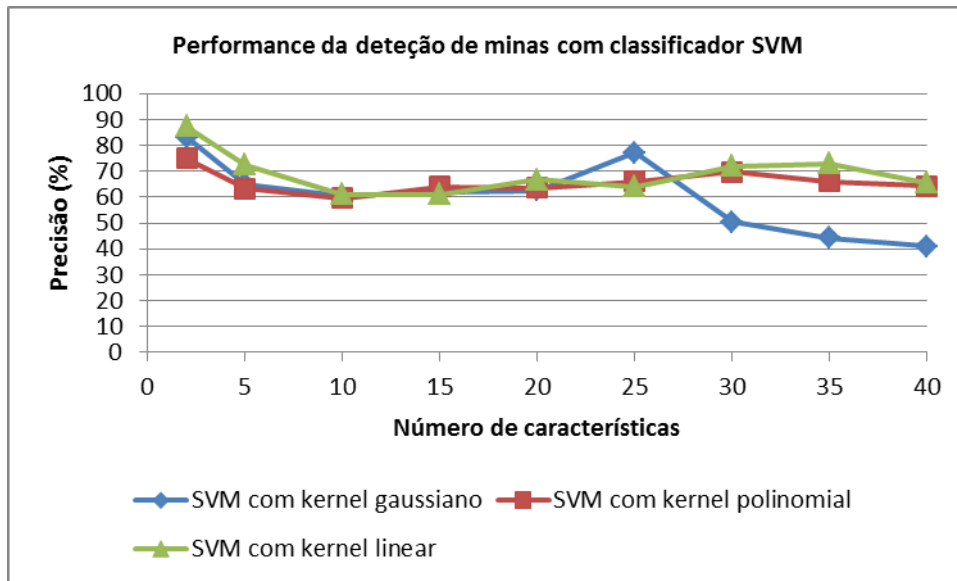


Figura 81: Performance da detecção de minas para os diferentes núcleos do classificador SVM com recurso a SFS

Por análise do gráfico da figura 81 verifica-se que o classificador SVM possui uma performance superior recorrendo ao *kernel* linear para duas características. Este possui uma performance média de 87%. Ocorre ainda outro pico próximo dos 80% na precisão para 25 características, sendo este inferior ao obtido para duas características. De salientar que o *kernel* gaussiano obtém melhores classificações para 25 características. No entanto, a partir das 25 características este núcleo leva a piores resultados o que sugere *overfitting* na fase de treino levando ao mau desempenho do classificador com este núcleo a partir das 25 características.

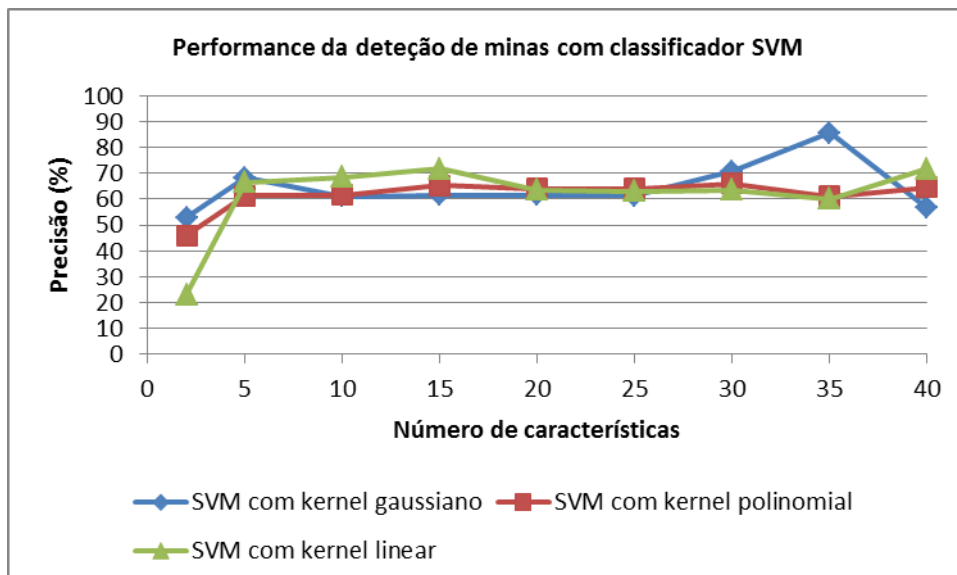


Figura 82: Performance da detecção de minas para os diferentes núcleos do classificador SVM com recurso a SBS

O classificador SVM com núcleo gaussiano apresenta a maior precisão para 35 características com um valor de 85%. Ao contrário dos resultados obtidos com SFS, a precisão para duas

características é o valor mais baixo em todo o perfil para todos os núcleos. Este fato vem confirmar a supremacia das características de primeira ordem em relação às de segunda para este tipo de problemas. O núcleo linear apresenta pior precisão para duas características, pois o tipo de separação das amostras efetuadas para duas características corresponde a um erro de generalização superior em relação aos restantes núcleos, originando um pior desempenho na fase de teste do classificador.

Por comparação dos valores obtidos na precisão para o classificador KNN e SVM, pode-se concluir que o classificador KNN é o que permite obter melhores resultados na classificação das amostras relativas às regiões de minas com precisão de 90% para a classe de mina com classificador KNN. Tanto para o classificador KNN como para o SVM obtiveram-se quase sempre valores de *overall accuracy* superiores a 90%. Este resultado indica uma percentagem de falsos alarmes reduzida.

A precisão para duas características com recurso a SFS foi das mais elevadas para quase todos os algoritmos. Neste caso, as duas características selecionadas foram: intensidade média dos pixels e correlação com base na matriz de coocorrência. Assim sendo, como se trata de um espaço bidimensional é possível efetuar uma representação das amostras em função das duas características selecionadas pelo algoritmo de seleção. Deste modo, foi definido um espaço bidimensional com os eixos definidos entre o valor mínimo e máximo das amostras de cada característica com divisão de cada eixo em intervalos de 0.002. As coordenadas são tratadas como novas amostras. De seguida, é predita a classe para cada nova amostra. Com base na classificação destas novas amostras é possível visualizar a verdadeira classe de cada amostra e a classe em que cada uma foi predita. Na figura seguinte é apresentado um espaço bidimensional com as amostras das duas classes, representadas na imagem com a pior performance do classificador SVM com núcleo linear.

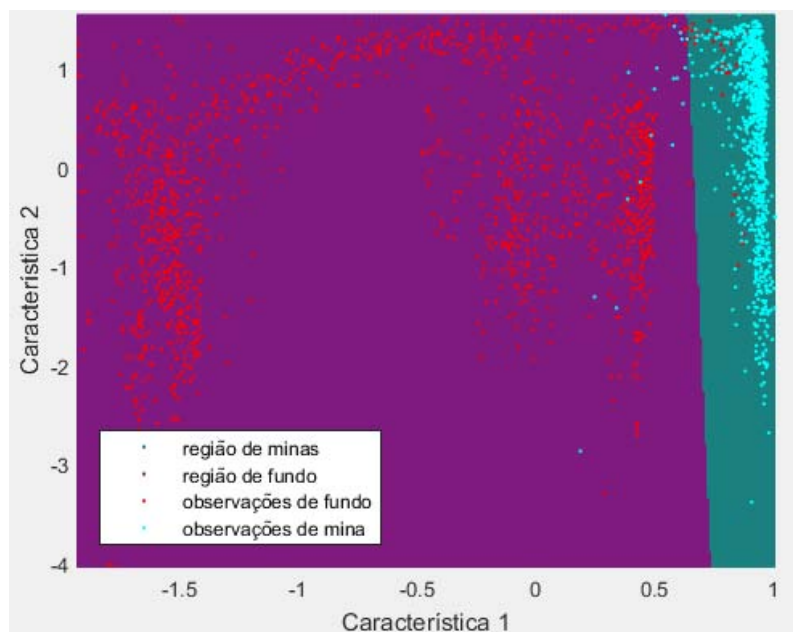


Figura 83: Regiões de classificação de minas resultantes do classificador SVM com recurso a SFS

Por inspeção visual das duas características representadas num espaço bidimensional pode-se constatar que as amostras de cada classe são separáveis com obtenção de um baixo erro na generalização do classificador. O desempenho obtido com o classificador SVM com núcleo linear mostra que as amostras de teste não eram ruidosas permitindo a correta classificação de 97% das amostras de teste para este classificador. Por fim, foi testada o desempenho do algoritmo de segmentação baseado em limiares.

Para cada imagem de teste, convertida em níveis de cinzentos, foi selecionado automaticamente um limiar. Foram obtidos os limiares com intensidades 173, 99, 88, 95 e 142 para as imagens a), b), c), d) e e) da figura 77, respetivamente. A performance média da deteção de minas para as cinco imagens é de 90.4%. Na figura 84 é apresentada a segmentação da imagem da figura 85 que apresenta o pior desempenho das cinco imagens da figura 77. De salientar que esta abordagem permitiu a identificação do objeto enterrado no canto superior esquerdo, o qual é praticamente impercetível de acordo com a figura 85 na região indicada pela seta a negro.



Figura 84: Segmentação da imagem b) da figura 77

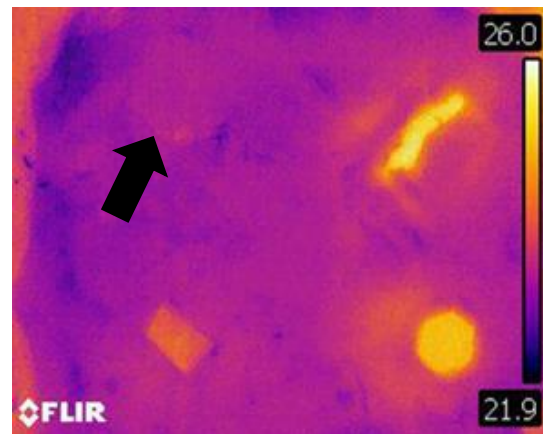


Figura 85: Imagem b) da figura 72

Por comparação dos resultados obtidos com algoritmos de classificação e o de segmentação foi possível verificar que a classificação, no melhor caso, possui um desempenho superior à segmentação. Em contrapartida, o tempo de processamento da segmentação é muito inferior em relação ao da classificação. No entanto, o tempo para o processamento não é uma condicionante uma vez que a presente metodologia de deteção de minas é apenas aplicada em desminagem civil, ao contrário da desminagem militar onde o tempo é um dos fatores mais importantes.

6 Conclusões

O problema da desminagem é atual, complexo e exigente devido a uma multiplicidade de fatores a considerar no momento da detecção. Aliado a esta complexidade, o problema é ainda agravado pelo perigo constante dos sapadores responsáveis pela inativação e remoção das minas.

Além das vítimas humanas, tempo e dinheiro investido para a desminagem, as minas também provocam a inacessibilidade a grandes áreas de terrenos férteis e a acessos que poderiam ser regularmente utilizados pela população local. Assim, considera-se imprescindível o desenvolvimento de novas metodologias a fim de combater este problema global, tanto a nível das aquisições de informação como de algoritmos de processamento.

Nesta dissertação foram estudadas duas áreas relacionadas com a detecção de minas: obtenção de imagens térmicas de casos experimentais e de campos minados e processamento de imagem com base em técnicas de classificação e segmentação. Na primeira área mencionada foram elaboradas quatro experiências, nas quais foram construídos campos com minas de modo a obter um conjunto de imagens que permita efetuar um estudo da capacidade de detecção de minas terrestres. Entre outros, consideraram-se para cada experiência fatores como a profundidade de enterramento, componentes das minas, excitação térmica natural ou artificial, presença/ausência de vegetação e tipo de solo, a fim de estudar a influência de cada um na detecção de minas com imagens térmicas. Na segunda área mencionada foi efetuado o processamento de um conjunto de imagens recorrendo a técnicas de classificação e segmentação. Na classificação foram testados os classificadores KNN e SVM, enquanto na segmentação foi testado um método baseado em seleção de limiares a partir de histogramas de níveis de cinzento. Ainda na classificação, foram testadas diferentes métricas de distância no classificador KNN e diferentes *núcleos* para o classificador SVM.

Numa fase inicial foram efetuadas experiências para verificar a influência de determinados fatores que são preponderantes na qualidade, por inspeção visual, das imagens térmicas obtidas. Estes fatores são estudados de modo a verificar o porquê da ambiguidade do sinal correspondente às minas em relação ao plano de fundo. Deste modo, as melhorias que poderão ser efetuadas em processamento de imagem são inúteis se a informação (imagens) que irão ser processadas não permitirem identificar as regiões das minas por inspeção visual. Assim sendo, deve ser efetuado um estudo prévio dos fatores que influenciam a qualidade das imagens térmicas obtidas antes de melhoramentos que possam ser efetuados às técnicas de processamento de imagem usadas frequentemente para solucionar o problema da presente dissertação, a detecção de minas terrestres recorrendo a termografia.

Com base nas metodologias seguidas obtiveram-se diversos resultados. Verificou-se que sem excitação térmica externa, a detecção de minas terrestres é inviável uma vez que a energia do sinal correspondente às minas na superfície é inferior ou igual, na maior parte dos casos, à energia do sinal do plano de fundo. Verificou-se que objetos de alumínio produzem sinais fracos nas imagens térmicas, verificando-se que este material é praticamente indistinguível nas imagens obtidas. Constatou-se que a utilização de solo arenoso produz melhores resultados que a utilização quer de solo negro quer orgânico. Este fato deveu-se essencialmente à homogeneidade apresentada pelo solo arenoso.

A influência do sol foi um dos fatores estudados tendo-se constatado que quando a temperatura ambiente é bastante elevada, o sinal correspondente ao plano de fundo é superior ao correspondente às assinaturas das minas tornando-se difícil a detecção das mesmas. Por outro lado, para futuras experiências neste âmbito, convém salientar que a utilização de um isolante térmico verificou ser imprescindível nas experiências onde foram utilizadas caixas de madeira a fim de simular campos minados. A não utilização do isolante permitia que o solo adjacente à madeira, que constitui a caixa, aquecesse excessivamente em relação ao centro do campo simulado. Este sobreaquecimento do solo nessas regiões mitiga o sinal das minas impossibilitando a sua detecção.

O efeito de superfície que é caracterizado pelo solo remexido pela operação de enterrar uma mina é claramente detetado pela câmara térmica sendo, portanto, uma mais valia na detecção de minas terrestres com imagens térmicas.

A existência de vegetação no solo camufla o sinal das minas, principalmente as enterradas no solo, não permitindo identificar com clareza as assinaturas das mesmas. Este fato é mais evidente para vegetação alta e densa. No entanto, com vegetação rasteira também ocorre frequentemente a não identificação da assinatura de cada mina.

Nas imagens obtidas nas experiências efetuadas com minas reais não se verificou uma melhoria nos resultados em relação às experiências onde foram utilizados objetos a simular as minas. Deste fato constatou-se que a distância a que as imagens foram obtidas limitou os resultados pois as imagens obtidas possuem as regiões das minas com poucas dezenas de pixels. Por outro lado, a utilização de um terreno com maiores irregularidades leva à detecção, por parte da câmara térmica, de maior ruído dificultando a identificação das regiões das minas.

A utilização de um iluminador de infravermelhos na banda espectral dos 850–940nm não permitiu obter melhores resultados nas imagens obtidas com a câmara térmica. Desta constatação pode-se concluir que a excitação térmica artificial na banda espectral atrás mencionada não é detetada através de sensores na banda do infravermelho térmico.

Em relação ao processamento das imagens verificou-se que a segmentação permitiu obter uma performance semelhante em relação aos algoritmos de classificação utilizados. Por outro lado, constatou-se que o número de características que permite obter a melhor performance é quarenta, selecionadas por SBS, com recurso a KNN e avaliação da distância a vizinhos com a métrica da correlação. Nesta situação obteve-se uma precisão média para as 5 imagens de 91%. De salientar que a precisão total obtida (*overall accuracy*) também é superior a 90% indicando um baixo valor de falsos alarmes.

Para SFS obteve-se quase sempre classificações acima dos 80% para duas características. Essas características são a média das amostras e a correlação, obtida por GLCM, permitindo discriminar claramente as duas classes com baixo erro de generalização.

O recurso a características de ordem diferente originou resultados com uma performance superior. Por outro lado, as características de primeira ordem (estatísticas) permitem classificar com maior precisão as amostras de mina em relação às características de segunda ordem (textura).

6.1 Trabalho futuro

Considera-se relevante a realização de trabalho experimental com sensores multiespectrais para explorar outros comprimentos de onda no infravermelho. Uma outra metodologia passa pela elaboração de um protótipo específico apenas para a detecção de minas com o intuito de poder melhorar a capacidade de detecção através da possibilidade de introdução de diversos valores de parâmetros relativos aos fatores abordados nesta dissertação com o intuito de otimizar as imagens térmicas a obter pelo conhecimento prévio desses fatores como tipo de terreno, humidade do solo.

Por outro lado, deverão ser obtidas imagens ao longo do dia para verificar se as oscilações de temperatura ao longo do dia permitem extrair as regiões das minas, partindo do pressuposto que as assinaturas das minas possuem um perfil térmico diferente do plano de fundo.

Será também importante testar a influência com outras fontes de excitação térmica como por exemplo iluminadores que operam numa outra banda espectral.

Efetuar um estudo do efeito de volume com recurso a *Principal Component Analysis (PCA)*.

Relativamente a processamento de imagem poderá ser efetuado segmentação, seguida de classificação permitindo explorar as capacidades estruturais e estatísticas de uma imagem térmica.

Referências

- [1] "Manual de Identificação de Minas," ed: Escola Prática de Engenharia, 2001.
- [2] L. Merlin, "Placa de isolamento XPS", Available: <http://www.leroymerlin.pt/Site/Produtos/Construcao/Isolamento-da-casa/Solo/15949815.aspx> [Acedido em 12 de junho de 2015]
- [3] J. Paik, C. P. Lee, and M. A. Abidi, "Image Processing-Based Mine Detection Techniques: A Review," The University of Tennessee, Knoxville 2002.
- [4] The International Campaign to Ban Landmines (ICBL). Available: <http://www.icbl.org/en-gb/about-us/who-we-are/the-icbl.aspx> [Acedido em 05 de maio de 2015]
- [5] "Explosive Hazards Operations - FM 3-34.210," Army, Ed., ed. Washington: United States Army Engineer School, 2007.
- [6] "Manual escolar do curso de explosivos, destruições, minas e armadilhas ", ed. Regimento de Engenharia N°1 - Centro de Treino em Explosivos e Contramedidas.
- [7] "Landmine and explosive remnants of war, safety handbook," ed United Nations Mine Action Service, 2005.
- [8] R. Bello, "Literature Review on Landmines and Detection Methods," presented at the Frontiers in Science, 2013.
- [9] MacDonald, "Alternatives for landmine detection," in Innovative mine detection systems vol. Chapter Two, ed, 2003.
- [10] C. P. Gooneratne, S. C. Mukhopahyay, and G. S. Gupta, "A Review of Sensing Technologies for Landmine Detection: Unmanned Vehicle Based Approach," presented at the 2nd International Conference on Autonomous Robots and Agents, Palmerston North, New Zealand, 2004.
- [11] L. Robledo, M. Carrasco, and D. Mery, "A survey of land mine detection technology," International Journal of Remote Sensing, vol. 30, 2009.
- [12] D. M. Roughan, "A Comparison of Methods of Data Fusion for Land-Mine Detection," 1997.
- [13] Dr.G.Padmavathi, Dr.P.Subashini, and M. M. Krishnaveni, "A generic Framework for Landmine detection using statistical classifier based on IR images," International Journal on Computer Science and Engineering (IJCSE), vol. 3, 2011.
- [14] G. Suganthi and D. R. Korah, "Discrimination of Mine-Like Objects in Infrared Images Using Artificial Neural Network," Indian Journal of applied Research vol. 4, Dec 2014.
- [15] C. P. Lee, "Mine Detection Techniques Using Multiple Sensors," Electrical and Computer Engineering, The University of Tennessee at Knoxville, 2000.
- [16] R. L. v. Dam, B. Borchers, J. M. H. Hendrickx, and S.-h. Hong, "Controlled field experiments of wind effects on thermal signatures of buried and surface-laid land mines."
- [17] C. Santulli, "IR Thermography for the Detection of Buried Objects: A Short Review," Electrical Engineering Department, Università di Roma – La Sapienza, Via Eudossiana 18 00184 Roma, Italy.
- [18] R. L. V. Dam, B. Borchers, and J. M. H. Hendrickx, "Strength of landmine signatures under different soil conditions: implications for sensor fusion," Department of Earth and Environmental Science, USA.

- [19] Tipos de solos: arenoso, argiloso, árido, orgânico, entre outros. Available: <http://www.educacao.cc/ambiental/tipos-de-solos-arenoso-argiloso-arido-organico-entre-outros/> [Acedido em 18 de julho de 2015]
- [20] N. Aggarwal and R. K. Agrawal, "First and Second Order Statistics Features for Classification of Magnetic Resonance Brain Images," *Journal of Signal and Information Processing*, vol. 3, pp. 148-149, 2012.
- [21] M. Gonçalves, "Classificação do Coberto Vegetal em Ambiente Militar," *Engenharia Eletrotécnica e de Computadores*, Instituto Superior Técnico, 2014.
- [22] B. Pathak and D. Barooah, "Texture Analysis based on the gray-level co-occurrence matrix considering possible orientations," *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, vol. 2, September 2013.
- [23] A. Gebejes and R. Huertas, "Texture Characterization based on Grey-Level Co-occurrence Matrix," *Conference of Informatics and Management Sciences*, Março 2013.
- [24] R. P. W. Duin, P. Juszczak, P. Paclik, and e. al., "PRTools4, A Matlab Toolbox for Pattern Recognition," Agosto 2007.
- [25] MATLAB, "MathWorks Documentation", Available: <http://www.mathworks.com/help/stats/feature-selection.html> [Acedido em 2015 17/08/2015]
- [26] A. R. Webb, *Statistical Pattern Recognition*, Second Edition ed., 2002.
- [27] P. Horton and K. Nakai, "Better Prediction of Protein Cellular Localization Sites with the k Nearest Neighbors Classifier," *American Association for Artificial Intelligence*, 1997.
- [28] I. Saini, D. Singh, and A. Khosla, "QRS detection using K-Nearest Neighbor algorithm (KNN) and evaluation on standard ECG databases," *Journal of Advanced Research*, vol. 4, p. 4, 2012.
- [29] T. N. Phyu, "Survey of Classification Techniques in Data Mining," *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, vol. 1, p. 730, 2009.
- [30] A. M. Khan, "Fast Distance Metric Based Data Mining Techniques Using P-trees," *Computer Science*, 2001.
- [31] D. Kaur and Y. Kaur, "Various Image Segmentation Techniques: A Review," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 3, pp. 809 – 814, 2014.
- [32] Tabelas de Emissividade. Available: http://www.contemp.com.br/downloads/pdf/Tabela_de_Emissividades.pdf [Acedido em 29 de junho de 2015]

Anexo A

A tabela seguinte refere-se ao planeamento efetuado para a elaboração dos campos minados no Regimento de Engenharia nº1 em Tancos.

Tabela A. 1: Planeamento dos campos minados da experiência 4

	Mina 1	Mina 2	Mina 3	Mina 4	Mina 5
Posição relativa da mina no campo	Centro do campo	Centro do quadrante superior esquerdo	Centro do quadrante superior direito	Centro do quadrante inferior esquerdo	Centro do quadrante inferior direito
Campo 1	Mina AT M15 de sopro, enterrada a 3 cm	Mina AP PMN de sopro, enterrada a 3 cm	Mina AP M2A4 salto e fragmentação ligada com arame de tropeçar	Mina AP PMD6 de sopro, enterrada a 2 cm	Mina AP PMD6 de sopro sem explosivo, enterrada a 2 cm
Campo 2	Mina AT MK2, enterrada a 5 cm	Mina AP M966, enterrada a 3 cm e ligada com arame de tropeçar	Mina AP-M59 (com anel metálico), enterrada a 2 cm	Mina AP M59 (sem anel metálico), enterrada a 2 cm	Mina AP M969 estática de fragmentação em estaca ligada com arame de tropeçar
Campo 3	Projétil 155 mm à superfície camuflado com vegetação rasteira	Projétil 105 mm superficialmente enterrado	Morteiro 81 mm enterrado com estabilizador à vista	Morteiro 60 mm, enterrado a 2 cm	Munição 20 mm à superfície
Campo 4	Carga explosiva, enterrada a 5 cm	Mina AP AUPS superficialmente enterrada	Mina AP PMA1, enterrada a 2 cm	Mina AP Valmara de salto e fragmentação enterrada	Mina AP PPMR estática de fragmentação ligada com arame de tropeçar

Anexo B

As imagens apresentadas de seguida referem-se ao campo 1 fotografado das posições 1 e 3 na experiência 3. As mesmas referem-se aos buracos onde foram colocados os objetos na presente experiência.



Figura B. 1: Campo 1 fotografado da posição 3



Figura B. 3: Campo 1 fotografado da posição 1

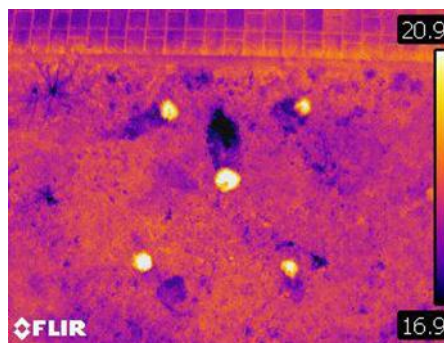


Figura B. 2: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica)

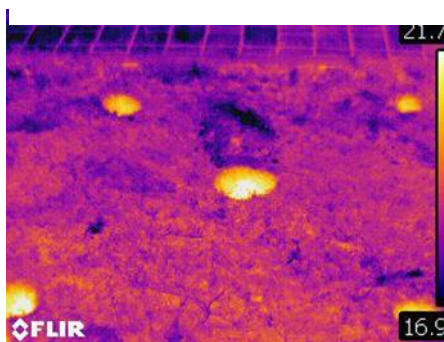


Figura B. 4: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica)

Anexo C

As figuras apresentadas neste anexo referem-se às imagens obtidas na experiência 3 das posições 1 e 3. As mesmas foram obtidas após os objetos se encontrarem enterrados a uma dada profundidade da superfície do solo.



Figura C. 1: Campo 1 fotografado da posição 1

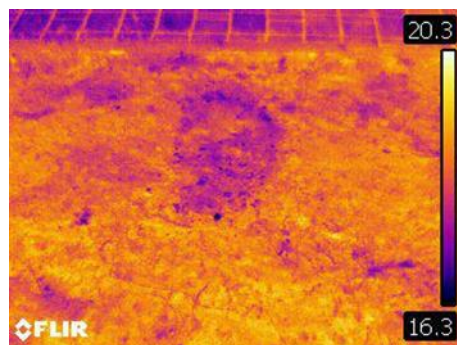


Figura C. 2: Campo 1 fotografado da posição 1 (imagem térmica)



Figura C. 3: Campo 1 fotografado da posição 3

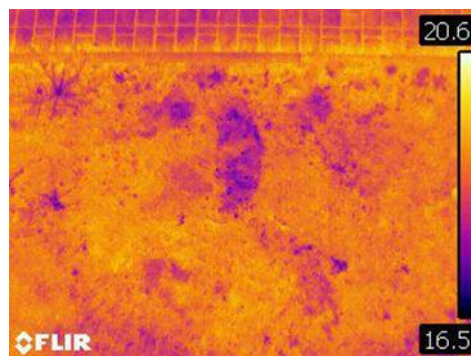


Figura C. 4: Campo 1 fotografado da posição 3 (imagem térmica)

Anexo D

Este anexo refere-se às imagens obtidas das posições 1 e 3. As mesmas são relativas à ao estudo do efeito de superfície 11 dias após os objetos terem sido enterrados.



Figura D. 1: Campo 1 fotografado da posição
1

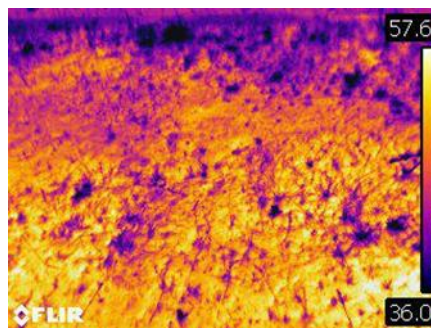


Figura D. 2: Campo 1 fotografado da posição
1 (imagem térmica)



Figura D. 3: Campo 1 fotografado da posição
3

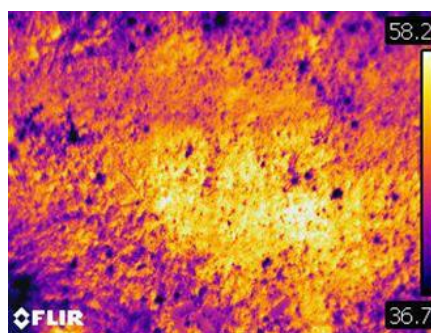


Figura D. 4: Campo 1 fotografado da posição
3 (imagem térmica)