

# Localisation of a Mobile Robot using Laser Scanner and Reconstructed 3D Models

JOÃO DA SILVA GOMES MOTA

## Resumo da dissertação

Nesta dissertação apresenta-se uma nova solução para a localização de robots móveis a duas dimensões em ambientes construídos, baseada em medidas de distância laser e mapas reconstruídos com o mesmo sistema laser. As principais novidades desta solução são um algoritmo de localização que não requer qualquer estimativa inicial de postura e uma estrutura composta, com dois algoritmos em cascata e um módulo de validação, que procura compensar as limitações de cada elemento.

### A.1 Introdução

A Localização é um elemento essencial na generalidade das plataformas móveis dado que é necessário ter uma estimativa rigorosa da posição e orientação em relação ao mapa do ambiente onde opera a plataforma para cumprir a maioria das missões. A solução proposta foi desenvolvida no âmbito do projecto RESOLV, cujo objectivo principal é criar modelos reconstruídos tridimensionais (3D) de ambientes interiores estruturados.

Este projecto utiliza um sensor laser com um dispositivo de varrimento (*laser range scanner*) para medir distâncias aos elementos da cena e uma câmara de video para adquirir as texturas da cena e assim criar um ambiente foto-realista. O sistema RESOLV orienta-se para a construção civil, arqueologia, criação de visitas virtuais a museus ou outros monumentos, entre outras possíveis aplicações.

Os sensores de aquisição são embarcados numa plataforma móvel com duas rodas motrizes, que pode deslocar-se autonomamente ou ser tele-operada através de uma ligação Internet rádio. Os sensores disponíveis para localização são: o sensor laser, a câmara de video, um anel de ultra-sons em torno da plataforma móvel para detecção de obstáculos próximos e um sistema de odometria que mede o trajecto percorrido a partir da rotação das rodas. Além da configuração base com uma plataforma móvel, foram criadas outras configurações mais simples, incluindo apenas o sensor laser e a câmara de video. Por isso, a Localização deverá requerer apenas os sensores presentes nestas últimas, de forma a poder ser utilizada em todas as configurações.

Como o mapa está definido em termos de distâncias métricas, o sensor laser foi escolhido como sensor principal para localização. Acessoriamente, a odometria é utilizada

quando disponível. Finalmente criou-se também a possibilidade de um operador manual introduzir uma medida de localização obtida por outra fonte externa. O mapa a duas dimensões usado para localização pode ser calculado a partir dos modelos 3D reconstruídos ou criado a partir de uma planta arquitectónica digitalizada ou criada num programa de CAD (Computer Aided Design).

O problema de Localização proposto é formulado nos seguintes termos: “Calcular a melhor estimativa da posição  $(x, y)$  e orientação  $(\theta)$  para um sistema autónomo num ambiente horizontal por troços usando um sensor Laser e odometria, caso esta esteja disponível. O mapa de referência é baseado numa descrição parcial do ambiente que é incrementada à medida que o robot progride na cena”.

A principal novidade da solução proposta em relação a outras soluções estudadas é a dispensa de duas condições: não é necessária uma estimativa *a priori* e o mapa do mundo pode ser quase todo desconhecido. A solução proposta combina três módulos. O primeiro é um algoritmo de extracção e emparelhamento de elementos característicos do ambiente que não usa qualquer estimativa inicial. O segundo módulo define uma medida de verosimilhança que afere a precisão das estimativas. O terceiro módulo baseia-se numa estimativa inicial refinada por um algoritmo que usa transformações de coordenadas ou aproximações recursivas.

### A.1.1 O projecto RESOLV

O objectivo do projecto **RESOLV-RE**construction using Scanned Laser and Video é criar modelos 3D de ambientes interiores estruturados, metricamente correctos e foto-realistas, usando imagens de distância laser e video. O sistema deve ser tele-operado através da Internet e os resultados devem ser igualmente acessíveis por Internet [LeeversD]. Os modelos, tal como o apresentado na Figura 1a, são expressos na linguagem VRML e podem ser acedidos e explorados com um *browser*. O sensor principal do projecto RESOLV é apresentado na Figura 1b, incluindo o laser à esquerda, a câmara de vídeo à direita e a cabeça motorizada sob os anteriores. Estes elementos estão ligados a um computador que controla os processos mecânicos, faz a reconstrução em tempo real e liga-se à Internet com um servidor Web e uma ligação rádio.

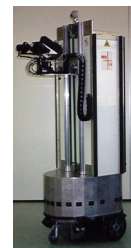
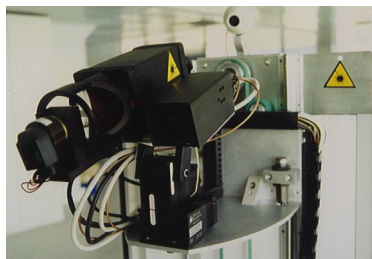


Figura 1– (a) pormenor de um modelo reconstruído, (b) sensor principal com laser e video, (c) sistema autónomo

Para reconstruir um ambiente complexo são necessários vários pontos de aquisição para preencher áreas oclusas e manter um nível de pormenor uniforme. Para tal, o sistema deve ser deslocado entre pontos de aquisição sucessivos. Uma plataforma móvel com rodas (Figura 1c) é o meio ideal para a tarefa. O conjunto do robot móvel e do sistema de reconstrução foi chamado **AEST- Autonomous Environment Sensor for Telepresence**.

Os dados disponíveis para a localização são um perfil espacial horizontal a duas dimensões (2D) do ambiente medido com o laser e os dados de odometria, caso o sistema use a plataforma móvel, e um mapa do ambiente. A natureza da missão dificulta a Localização pois os mapas são frequentemente muito incompletos em torno do AEST, já que a reconstrução 3D está ainda em curso. O algoritmo de Localização deve calcular uma estimativa de posição e orientação (postura  $(x, y, \theta)$ ) com menos de 0.05m de erro de posição e menos de 0.02rad(1°) de erro de orientação, dentro das especificações do ambiente de trabalho pormenorizadas em [LeeversD] e [SequeiraV\_2]. A solução proposta cumpre estes requisitos.

### A.1.2 O estado da arte

Diversos sistemas de localização baseados em sensores laser foram desenvolvidos no passado recente. Contudo, as possibilidades e aplicação destas soluções foram condicionadas pelas especificações do projecto RESOLV. Se fosse possível instalar balizas de sinalização ou sensores adicionais, várias soluções conhecidas seriam possíveis. Dadas as condições impostas, o leque de possibilidades estreitou-se. De seguida, algumas das soluções estudadas no curso deste trabalho serão brevemente descritas.

A solução apresentada por [DubrawskiA\_1] baseia-se na extracção de linhas de um perfil 2D adquirido com um sensor laser. As linhas extraídas definem um histograma de direcções. Se um novo perfil for adquirido na vizinhança do primeiro a rotação do sensor pode ser estimada por correlação dos histogramas enquanto a translação pode ser estimada a partir da variação dos parâmetros que definem as rectas extraídas.

Uma classe de soluções admite que o mapa é conhecido *a priori*. Em [CrowleyJ], o ambiente é adquirido deslocando o sensor laser sobre uma grelha regular para criar uma descrição sistemática e completa do ambiente. Cada medida num perfil de N medidas é representada como uma dimensão num espaço de dimensão N. A expansão de Karhunen-Loève é utilizada para reduzir este espaço a um subespaço linear de dimensão mínima. Durante a operação, um perfil adquirido no ambiente poderá ser expresso como combinação linear da base do subespaço e, usando uma transformação inversa, pode calcular-se a postura do sensor.

Um método mais próximo das características do projecto RESOLV é apresentado em [VestliS]. O perfil de distância 2D adquirido com o sensor laser é transformado em segmentos de recta e arcos circulares através de uma transformação geométrica associada a uma rede neuronal. Os elementos extraídos do ambiente são utilizados como balizas naturais. A partir de uma estimativa da posição inicial é possível emparelhar um

elemento do mapa com o elemento correspondente no perfil laser. Emparelhando múltiplos elementos do mapa e do perfil laser é possível estimar a postura do sensor com grande precisão.

Um trabalho semelhante [ArrasK] acrescenta a identificação de balizas artificiais e uma análise estatística aturada dos dados laser, com ênfase na reflectância. O método proposto baseia-se no Filtro de Kalman Estendido (EKF) que inclui balizas naturais e artificiais. Estas duas abordagens ([VestliS] e [ArrasK]) implicam a localização contínua, quase em tempo real, um modelo do mundo de alta qualidade e um sistema de odometria para estimar os movimentos incrementais.

Em [WeckesserP] apresenta-se uma solução para o mapeamento em três dimensões (3D). Este trabalho persegue objectivos semelhantes aos do RESOLV mas usa um sensor formado por três câmaras de vídeo para extracção dos dados de distância. O método baseia-se na extracção das arestas das superfícies, sendo essas arestas comparadas com o modelo do mundo e um critério baseado na distância de Mahalanobis é usado para encontrar uma correspondência entre os dados de distância e o mapa.

Embora as soluções propostas em [ArrasK], [VestliS] e [WeckesserP] pudessem ser adaptadas ao projecto RESOLV, será demonstrado que a solução ora proposta cumpre as especificações do projecto e permite relaxar alguns dos requisitos das soluções propostas, nomeadamente a necessidade de uma estimativa inicial e odometria.

### A.1.3 O módulo de Localização

O módulo de Localização é caracterizado pelo seu interface e conteúdo interno. O primeiro é determinado pelo contexto do projecto RESOLV, enquanto o segundo é de elaboração livre, desde que compatível com o interface.

Os dados de entrada do módulo de Localização são: um perfil 2D de distância obtido com um sensor laser, uma estimativa da postura do sistema obtida por odometria, disponível apenas no caso da plataforma móvel e um mapa do mundo. O perfil laser tem uma amplitude angular variável, dependendo do laser e também da construção mecânica do dispositivo. Nas plataformas actuais, o ângulo de visão oscila entre os 3.8rad (220°) e os 4.4rad (250°). A estimativa de odometria inclui os valores de  $(x, y, \theta)$  calculados incrementalmente a partir da última estimativa de postura calculada com recurso aos dados laser. A princípio o mapa era constituído pela descrição das arestas das superfícies reconstruídas pelos módulos de reconstrução 3D. Contudo, durante o curso do projecto, constatou-se que era vantajoso diferir a fase de reconstrução até ao fim da aquisição. Nestes casos o mapa reconstruído foi substituído por um mapa a duas dimensões (2D), definido *a priori*.

Os dados de saída do módulo de Localização são uma estimativa da postura do sistema e uma indicação da condição de terminação do algoritmo. A solução proposta adiciona a estes dados uma lista de posturas possíveis com o erro associado e diagramas que ilustram a localização do sistema face ao mapa.

Após o estudo das referências citadas, concluiu-se que um só algoritmo não bastaria para resolver os requisitos do projecto RESOLV. A solução proposta baseia-se em dois algoritmos diferentes, aplicados em cascata, associados a um teste de validação que quantifica a verosimilhança da estimativa (Figura 2).

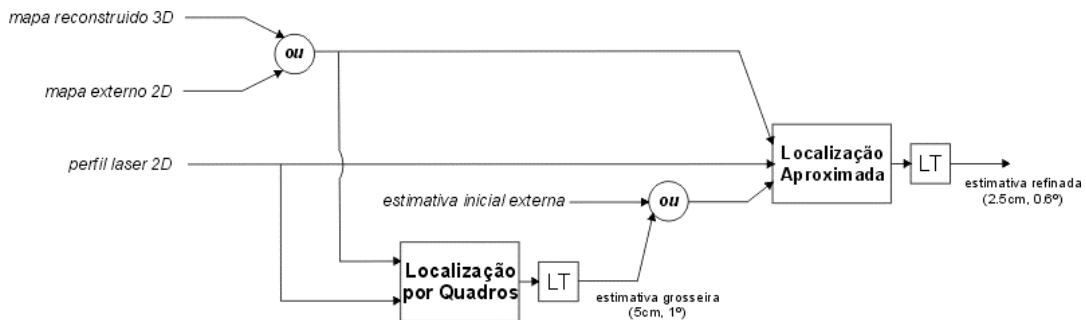


Figura 2 – A sequência dos algoritmos

De acordo com a figura, os dois algoritmos trabalham os mesmos dados. O primeiro algoritmo, chamado *Localização por Quadros* (*Frame Localisation*), calcula uma estimativa “grosseira” da postura sem uso de estimativa inicial. Este algoritmo pode ser substituído por uma estimativa inicial externa, fornecida pela odometria ou por outro meio qualquer, quando tal fôr possível. O segundo algoritmo, chamado *Localização Aproximada* (*Approximate Localisation*) baseia-se numa estimativa inicial para calcular uma estimativa refinada.

Nos dois casos a qualidade das estimativas é aferida por um teste de verosimilhança (Likelihood Test, LT) que indica a distância entre o perfil de laser e o mapa correspondente assumindo que o sistema se encontra na postura estimada.

## A.2 Localização por Quadros

A *Localização por Quadros* baseia-se na análise do perfil do laser e do mapa dos quais se extraem segmentos de recta (ver Figura 3). De seguida, estes segmentos são agrupados dois a dois de modo a formar balizas naturais, chamadas quadros. O processo é repetido até que um número suficiente de quadros tenha sido criado a partir do mapa e a partir do perfil laser. Uma vez identificados os dois conjuntos de quadros, procura-se estabelecer uma correspondência entre um quadro do mapa e um quadro do perfil laser. Quando se estabelece essa correspondência, obtém-se uma postura que traduz uma possível relação entre os referenciais do mapa (associado ao quadro do mapa) e do robot (associado ao quadro do perfil laser). Repetindo o processo para um número suficiente de quadros cria-se uma constelação de posturas possíveis. A última fase do algoritmo é o agrupamento das posturas vizinhas e a sua substituição por uma postura equivalente.

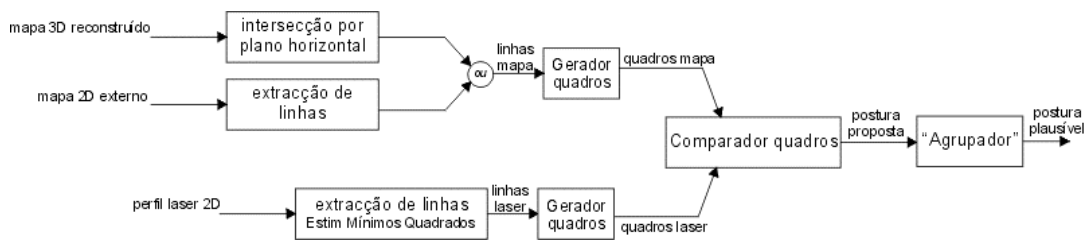


Figura 3 – A sequência dos algoritmos

O método para a extração de linhas do mapa depende da natureza do mapa. Quando a reconstrução 3D é efectuada durante a missão de aquisição de dados, o mapa usado é fornecido pelos módulos de Reconstrução 3D e consiste na descrição dos contornos das superfícies tridimensionais calculadas no processo (Figura 4a). Para extrair um mapa a duas dimensões a partir destes dados basta intersectar o conjunto de contornos tridimensionais por um plano horizontal definido à altura do sensor laser.

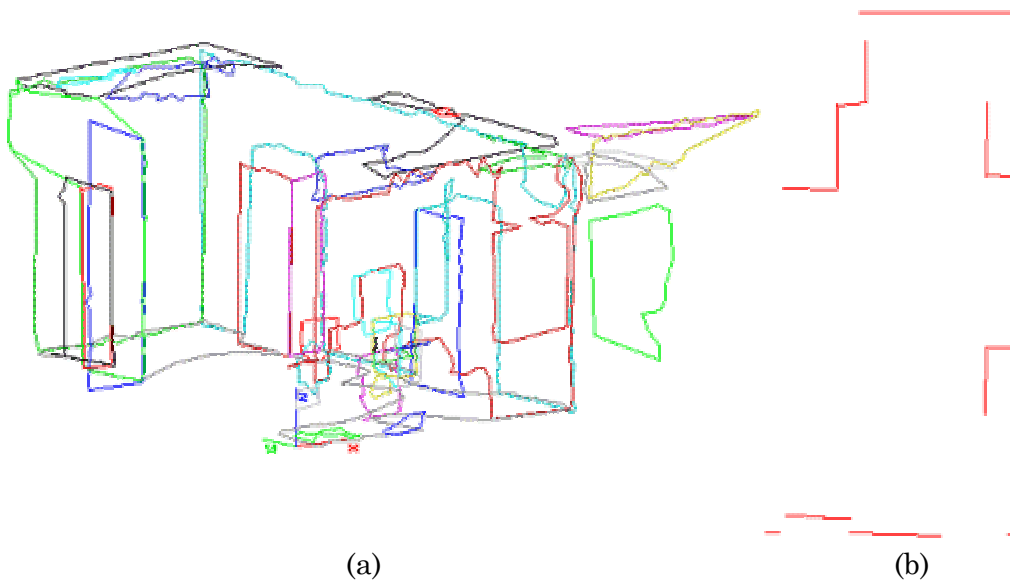


Figura 4 – A partir dos contornos 3D (a) são extraídas as linhas do mapa (b)

Nesta intersecção considera-se que as superfícies são aproximadamente planas, o que pode não ser exacto caso o ambiente inclua superfícies biquadráticas de curvatura significativa. A intersecção entre os contornos e o plano horizontal exprime-se por um conjunto de segmentos de recta definidos entre os pontos onde cada contorno intersecta o plano horizontal (Figura 4b). Esta lista de segmentos de recta constitui o conjunto de linhas do mapa.

Quando a reconstrução é efectuada após a aquisição dos dados, não existe um mapa de contornos disponível. Em sua substituição, utiliza-se um mapa obtido previamente a partir de uma planta arquitectónica ou por medição do espaço. Neste formato regista-se um corte horizontal do espaço a reconstruir, de preferência à altura do sensor laser. Na prática, o mapa é descrito por um conjunto de segmentos de recta, tal como no caso

anterior. A maior diferença reside, contudo, na completude e exactidão dos mapas. Os mapas baseados em plantas são normalmente muito incompletos pois representam o espaço antes da ocupação com mobiliário e outros elementos de ocupação do espaço. Por outro lado, os mapas criados a partir das medidas laser representam o ambiente circundante tal como o sensor laser o capturou minutos antes da localização.

A extracção das linhas do perfil laser baseia-se num algoritmo clássico de estimação de parâmetros, o estimador de mínimos quadrados (*LSE – Least Square Estimator*). A variante implementada restringe a estimação a segmentos de recta, que descrevem a maioria dos elementos presentes nos mapas e nos perfis laser. Esta solução foi adoptada pois permite uma grande simplicidade na implementação por computador, que foi feita de forma iterativa e recursiva, com ganhos significativos na eficiência de cálculo.

O perfil laser é constituído por uma sequência de medidas de distância (*range*) e brilho (*reflectance*), ordenadas por ângulo de varrimento horizontal (Figura 5a). O perfil é inicialmente dividido em segmentos de acordo com as discontinuidades entre amostras vizinhas e variações no brilho. Estas variações traduzem, normalmente, discontinuidades ou alterações das superfícies detectadas. De seguida, os segmentos do perfil ora definidos são percorridos de forma a detectar segmentos de recta, usando critérios muito exigentes. Os segmentos são assim fraccionados em múltiplos segmentos de recta, normalmente de pequena dimensão. A fase final do algoritmo de extracção de rectas é o agrupamento dos pequenos segmentos de recta consecutivos e paralelos em segmentos maiores (Figura 5b).

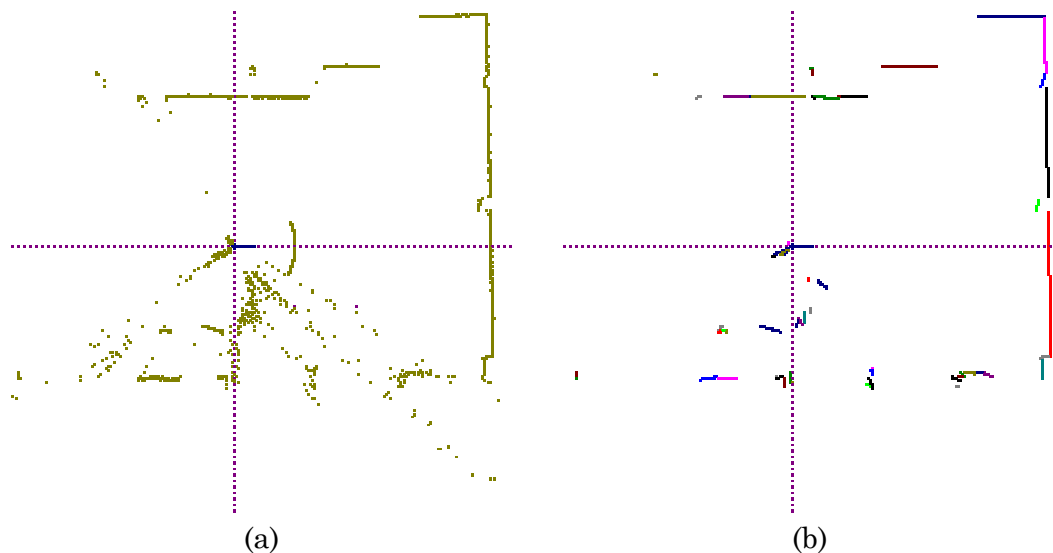


Figura 5 – (a) exemplo de um perfil laser; (b) as linhas extraídas do perfil

Na Figura 5 o sensor laser é representado no centro da imagem associado a um referencial local. Note-se que neste exemplo muitas amostras não contribuem para qualquer recta, sobretudo no lado inferior do perfil. Isto resulta da presença de vidros em toda a parede inferior da sala.

A segunda fase do algoritmo de Localização por Quadros é a construção dos quadros (*frame*), uma nova entidade geométrica. Um quadro é definido por dois segmentos de recta concorrentes, chamados **eixos**, e o ponto onde os dois eixos se intersectam, a **origem**. Os quadros são definidos por dois tipos de parâmetros: cinco parâmetros locais, independentes do sistema de coordenadas em que os seus eixos se expressam (Figura 6a) e três parâmetros globais, que associam a origem do quadro ao referencial de coordenadas dos eixos (Figura 6b).

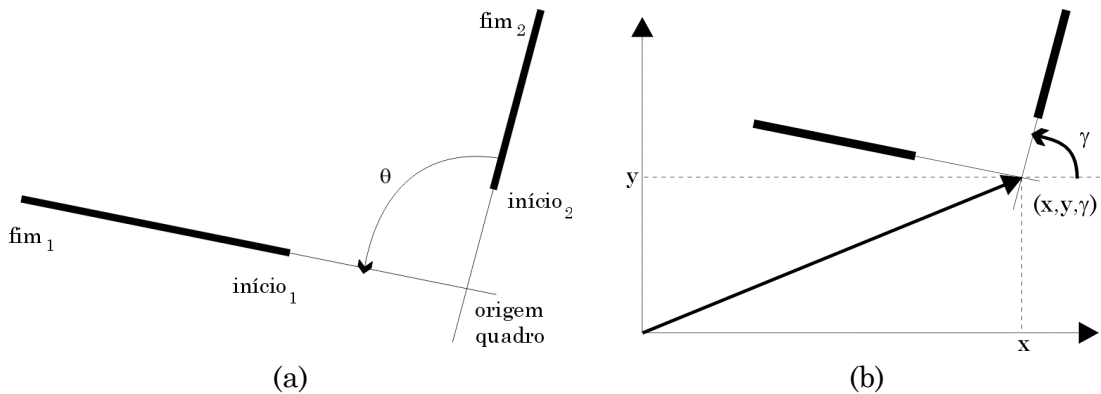


Figura 6 – Definição de um quadro: (a) parâmetros locais; (b) parâmetros globais

Os parâmetros  $início_1$  e  $início_2$  representam a distância da origem ao vértice mais próximo dos segmentos de recta enquanto  $fim_1$  e  $fim_2$  representam a distância ao vértice mais distante. O ângulo  $\theta$  representa o ângulo interno entre os dois eixos.

Os parâmetros globais,  $(x, y, \gamma)$ , definem a posição do quadro no referencial que lhe deu origem: os quadros do mapa estão referenciados nas coordenadas do mapa enquanto os quadros do scan estão referenciados a um sistema de coordenadas localizado no sensor laser, tal como o indicado na Figura 6. A partir dos parâmetros globais e locais é possível reconstituir a localização do segmento no referencial externo correspondente a cada quadro.

Para gerar os conjuntos de quadros, as linhas do mapa e as linhas do laser são ordenadas por tamanho decrescente, dado que os segmentos maiores são mais raros e encerram informação mais complexa sobre o ambiente. Adicionalmente, as linhas do laser mais compridas foram definidas a partir de um número maior de amostras e por isso a estimação de parâmetros é, à partida, mais rigorosa. A combinação de duas linhas concorrentes para formar um quadro é restrita aos casos em que as linhas são claramente concorrentes. Assim, só se cria um quadro quando o ângulo interno  $\theta$  cumprir a condição  $|\sin(\theta)| > 0.5$ . Com esta condição procura-se eliminar os casos de eixos quase paralelos que conduzem a maiores erros no cálculo da origem. A geração das listas de quadros procede iterativamente e é sucedida pelo emparelhamento de quadros de mapa e de laser. Esta implementação permite acrescentar novos quadros a cada lista e continuar o algoritmo até se determinar um resultado fiável, sem prejuízo dos valores já estimados.



O algoritmo de mapeamento parte do princípio que se uma determinada superfície faz parte do mapa então deve também ser visível no perfil laser. Como o mapa representa uma descrição tão completa quanto possível do cenário e o perfil laser está sujeito a oclusões e limitações mecânicas é razoável admitir que uma linha do laser esteja compreendida entre os limites da linha do mapa correspondente. Transpondo este princípio para os quadros, diz-se que dois quadros estão emparelhados quando os limites dos eixos do quadro do laser estão dentro dos limites dos eixos do quadro do mapa e os ângulos internos são aproximadamente iguais (Figura 7).

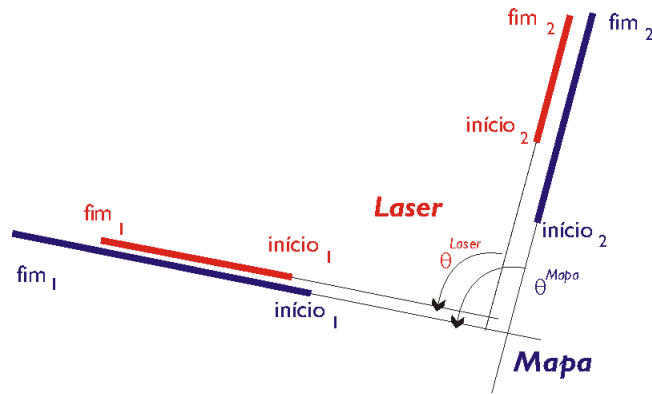


Figura 7 – Emparelhamento de quadros

As condições de emparelhamento são definidas por (A.1), onde  $\delta_m$  e  $\delta_{ang}$  são limiares de tolerância definidos pelo utilizador. A escolha dos parâmetros ideais depende do tipo de superfície e das características do sensor laser. Não obstante, as variações dos resultados em função de  $\delta_m$  e  $\delta_{ang}$  são pequenas. Por omissão, podem ser definidos  $\delta_m = 0.03m$  e  $\delta_{ang} = 0.005rad$  que satisfazem a generalidade das condições de operação encontradas.

$$\begin{cases} \begin{aligned} \text{início}_1^{Mapa} - \delta_m &\leq \text{início}_1^{Laser} < \text{fim}_1^{Laser} \leq \text{fim}_1^{Mapa} + \delta_m \\ \text{início}_2^{Mapa} - \delta_m &\leq \text{início}_2^{Laser} < \text{fim}_2^{Laser} \leq \text{fim}_2^{Mapa} + \delta_m \end{aligned} \\ \left| \theta^{Mapa} - \theta^{Laser} \right| < \delta_{ang} \end{cases} \quad (A.1)$$

Quando se estabelece um emparelhamento entre um quadro do mapa e um quadro do laser, recorre-se aos parâmetros globais dos quadros para calcular a transformação de coordenadas que relaciona a origem dos dois quadros e que traduzirá a postura do referencial do sensor laser, expressa em coordenadas do mapa, (A.2) e (A.3).

$$\Delta\theta = \gamma^{Laser} - \gamma^{Mapa} \quad (A.2)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}_{Mapa} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) & -\sin(\Delta\theta) & \Delta x \\ \sin(\Delta\theta) & \cos(\Delta\theta) & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}_{Laser} \quad (A.3)$$

A origem dos quadros do mapa está associada ao referencial do mundo enquanto a origem dos quadros do laser está associada ao referencial do robot. Resolvendo (A.3) em ordem a  $\Delta x$  e  $\Delta y$ , obtém-se o vector de transformação de coordenadas que representa a postura do sensor laser em coordenadas do mapa, (A.4).

$$(\Delta x, \Delta y, \Delta\theta) \Leftrightarrow {}^{Mapa}(x, y, \theta)_{Laser}. \quad (A.4)$$

O processo repete-se para todos os elementos das listas de quadros do mapa e do laser, dando origem a uma nuvem de posturas propostas no espaço de soluções  $(x, y, \theta)$ . A fase final do algoritmo de Localização por Quadros é um procedimento de classificação ponderada, ou agrupamento, que reúne todas as posturas que se encontram numa dada vizinhança, substituindo-as por uma postura equivalente. O peso atribuído a cada postura proposta é função do comprimento dos eixos do quadro do laser que lhe está associado e, em menor grau, da reflectância média associada aos segmentos de recta representados nos eixos.

O peso de um quadro é calculado pelo produto do peso atribuído a cada um dos seus eixos. Procura-se assim privilegiar os quadros com eixos proporcionados em prejuízo dos quadros com um eixo muito longo e outro muito curto, pois os eixos curtos estão mais sujeitos a erros na determinação dos parâmetros que definem as rectas.

O processo de agrupamento reúne todas as posturas numa dada vizinhança e substitui-as por uma postura equivalente, calculada em função do peso. O peso da postura equivalente é a soma dos pesos dos seus constituintes. O agrupamento de posturas é muito rigoroso, isto é, só as posturas muito próximas (tipicamente menos de 5cm, 0.005rad) são agregadas. Esta opção favorece os grupos muito homogéneos a expensas de uma lista de candidatos mais longa. Mesmo que a melhor solução não seja óbvia porque há dois ou mais grupos próximos que não se fundiram, a melhor estimativa será encontrada pelo Teste de Verosmilhança, aplicado a seguir.

O algoritmo de Localização por Quadros é intrinsecamente exponencial. Por isso, é necessário conservar o número de entidades geradas a partir dos dados laser e o esforço computacional tão baixos quanto possível. Para tal, todos os conjuntos são ordenados e o algoritmo é construído de forma iterativa. Só os algoritmo de conversão dos dados laser e dos mapas em linhas são executados exaustivamente. Uma vez transformados os dados em segmentos de recta, estes são ordenados por comprimento decrescente.

O gerador de quadros selecciona todas as linhas com comprimento acima de um dado limiar, para gerar os quadros de mapa e de laser. Os dois conjuntos de quadros são

ordenados por comprimento decrescente do seu eixo maior. O algoritmo de comparação e emparelhamento de quadros começa pelos primeiros elementos do conjunto, aqueles que, pelas suas dimensões representam uma maior fracção do ambiente. O algoritmo repete-se até que um padrão de distribuições surja no espaço de posturas. Se os quadros disponíveis se esgotarem antes de se detectar uma ou várias soluções dominantes, então o algoritmo de geração de quadros é relançado, agora com as rectas imediatamente a seguir às que foram usadas na primeira iteração. Atendendo à forma como o algoritmo está construído, os dados calculados anteriormente são conservados e acrescidos dos resultados associados aos novos quadros.

O algoritmo de Localização por Quadros produz uma pequena lista de posturas plausíveis, ordenadas por pesos decrescentes. Na maioria dos casos a primeira postura reúne mais de 50% do peso total. As excepções ocorrem sobretudo em ambientes irregulares, com mapas incompletos ou com vários eixos e orientações simétricos.

As estimativas calculadas pelo algoritmo de Localização por Quadros são baseadas em análises locais dos dados. O Teste de Verosimilhança faz uma comparação global dos dados, testando cada uma das soluções propostas. Se o teste validar mais do que uma solução, o resultado de mais alta verosimilhança será publicado como a estimativa da postura do robot.

### A.3 Teste de Verosimilhança

As soluções calculadas pelo algoritmo de Localização por Quadros e por um dos algoritmos de Localização por Aproximação baseiam-se na comparação e emparelhamento de fracções dos dados. Trata-se de reunir os resultados de várias análises locais conducentes a um resultado coerente. Todavia, é necessária uma avaliação do mérito da solução, fazendo uma comparação extensiva do mapa e do perfil laser.

Para aferir o mérito das posturas propostas, usa-se como critério de verosimilhança a distribuição da distância entre cada um dos pontos do perfil laser e o mapa do mundo a duas dimensões, admitindo que o robot se localiza na postura proposta.

Para tal, o primeiro passo é converter o mapa do mundo, definido em segmentos de recta, num formato que o torne comparável ponto a ponto com o perfil laser. Para cada postura proposta,  $p_i = (x_i, y_i, \theta_i)$ , é criado um *perfil de laser simulado*, admitindo que o sistema de aquisição está localizado exactament em  $(x_i, y_i, \theta_i)$ . O princípio do perfil simulado será igualmente usado na Localização por Aproximação.

#### A.3.1 Perfil de Laser simulado

O perfil de laser simulado procura replicar as características principais de um

verdadeiro *laser scanner*. Descreve um varrimento horizontal circular, centrado no ponto indicado para a localização do sensor laser real; o varrimento é feito à altura estimada do sensor laser e tem a mesma resolução e amplitude angular (Figura 8).

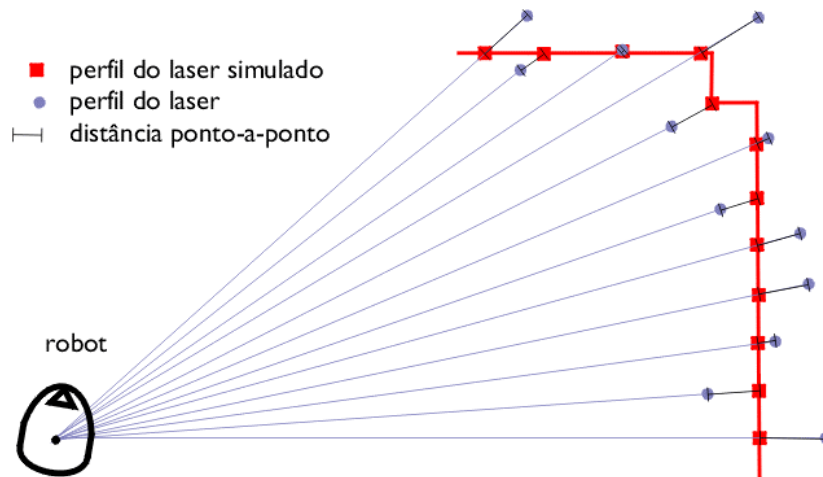


Figura 8 – Distância ponto-a-ponto

Calculando a diferença ponto a ponto entre a distância estimada das superfícies do mapa à postura do laser e a distância medida pelo sensor laser real, pode calcular-se um histograma das diferenças, agrupando as diferenças em classes discretas.

O perfil de Laser simulado apresenta limitações de duas naturezas diferentes: estatísticas da medida e correção dos mapas.

As primeiras resultam da insuficiente modelação dos erros, nomeadamente a exclusão da estatística dos erros de distância na modelação das medidas do laser, o que poderia ter sido feito na sequência de ensaios de calibração de sensores laser reais e da exclusão da estatística dos erros associados à incidência nos materiais alvos. Neste caso é possível estudar estatisticamente os erros associados ao ângulo de incidência nos alvos mas não é possível incorporar a dependência das cores e texturas dos alvos, visto que eles são desconhecidos *a priori*. Sendo estes últimos os mais significativos, julgou-se de importância reduzida incluir os restantes.

O segundo tipo de limitações decorre da natureza e completude dos mapas. Se os mapas estiverem incompletos, o perfil simulado resultará alterado e impossível de compatibilizar com o perfil real. Este constrangimento é especialmente grave quando os mapas são calculados *offline*, baseados em plantas arquitectónicas. Nestes casos, é comum existirem diferenças muito extensas entre o conteúdo dos mapas e aquilo que o sensor laser mede no ambiente real.

O perfil de laser simulado baseia-se num modelo simplificado do sensor laser. Quando calculado na posição óptima, tem uma distribuição do erro face às medidas reais que se aproxima da característica de erro de distância do sensor laser.

O histograma típico de erro de distância de um laser, a sua “assinatura”, é apresentado na Figura 9, onde cada coluna representa o número de amostras em cada ensaio com erro de distância no intervalo de  $[x, x+1[$  unidades. O erro concentra-se nas pequenas distâncias, isto é, a maioria das amostras cai nas classes de 0-1cm e de 1-2cm, reduzindo-se progressivamente até aos 10cm. Acima destes limiares (válidos para os sensores usados no projecto RESOLV e outros semelhantes) o número de amostras é residual. A última classe concentra todas as amostras com um erro superior a um limiar fixo (neste caso, >19cm).

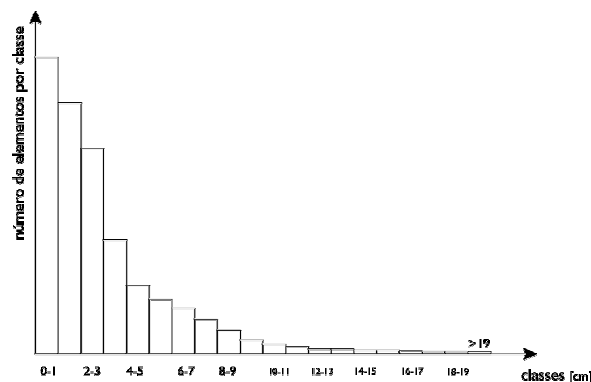


Figura 9 – Assinatura de um laser

### A.3.2 Análise do erro e validação das soluções

Se a localização proposta coincidir com a localização real do robot, se o mapa fôr exacto e se os efeitos de variação das superfícies alvo (materiais, côr e textura) forem negligenciáveis, o histograma das diferenças entre os dois perfis traduzirá a distribuição de erro de distância do sensor laser. Nos casos reais, esta característica traduz um limite óptimo e define-se a melhor estimativa de localização na postura que se apresentar mais próxima dele.

Na Figura 10, apresentam-se três histogramas de verosimilhança definidos pelas diferenças entre perfis de laser reais e perfis simulados, admitindo três localizações diferentes para o sistema de aquisição. Na Figura 10a, o histograma coincide praticamente com a assinatura do laser, traduzindo uma localização bastante precisa; só o cálculo dos três momentos e a comparação com outras posturas candidatas permitirá concluir se se trata da estimativa de máxima verosimilhança. Na Figura 10b a maioria dos elementos encontra-se já em limites de erro reduzidos (< 15cm) mas o resultado pode ainda melhorar. Este é um resultado típico da Localização por Quadros: os elementos nas primeiras classes correspondem aos elementos constituintes dos quadros e que por isso apresentam uma diferença reduzida, enquanto os restantes elementos representam os elementos ignorados pelo algoritmo de Localização por Quadros. Neste cenário típico, a Localização por Aproximação conduzirá a um histograma de diferenças análogo ao da Figura 10a. Finalmente, a Figura 10c representa o histograma de uma localização errada.

Mais uma vez há alguns elementos próximos da origem mas a maioria dos pares encontram-se na última classe, com erros acima dos 19cm. Este histograma surge normalmente associado a falsas soluções calculadas pelo algoritmo de Localização por Quadros. Apenas uma pequena amostra dos perfis coincide e os restantes pares estão distantes. Os três histogramas são claramente diferentes, ilustrando a eficiência do Teste de Verosimilhança como discriminador das soluções propostas pelos algoritmos de localização.

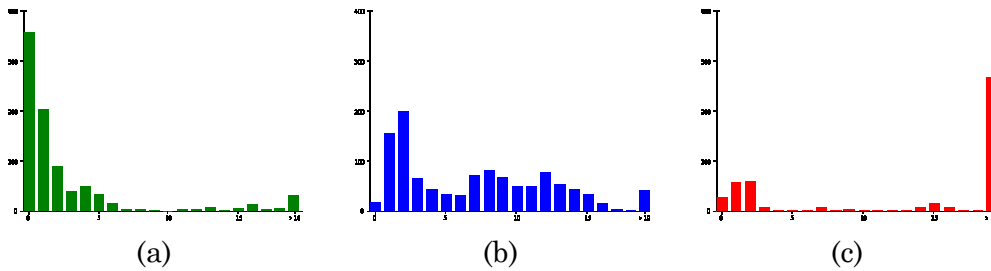


Figura 10 – Três histogramas de verosimilhança

Ao comparar extensivamente os dois perfis, encontra-se alguns pares não comparáveis. Ora porque não existe mapa, ora porque o perfil laser tem um valor inválido, ora porque a distância entre eles é demasiado elevado, há pares que não são “emparelhados”.

Este último critério é importante porque permite moderar o peso atribuído aos pontos distantes. Por exemplo, se num mapa faltar um objecto ou estiver um objecto a mais, a distância entre uma amostra do perfil laser e a sua correspondente no perfil isolado é muito grande e sem significado estatístico pois os dois perfis não são localmente comparáveis. Antes de calcular quaisquer momentos do histograma, torna-se conveniente restringir a análise aos segmentos dos perfis comparáveis. Isso é feito a partir da definição convencional de “pares emparalhados”, que são aqueles cuja distância está abaixo de um limiar definido pelo operador.

A análise dos histogramas baseia-se nos seus momentos estatísticos, restritos aos pares emparalhados. No Teste de Verosimilhança usam-se os três momentos de ordem inferior. O momento de ordem 0 do histograma de distâncias associado à postura  $p_n$  representa o número de elementos, (A.5), onde NS é o número de classes (*slots*) do histograma. O momento de ordem 1 representa o valor esperado do histograma, (A.6), onde  $\Delta_{slot}$  é a extensão de cada classe (tipicamente 1cm) e  $\Delta_{max}$  o valor equivalente da classe correspondente à maior distância.

$$ParesEmparelhados(p_n) = \sum_{s=0}^{NS-1} t_k \quad (A.5)$$

$$ValorEsperado(p_n) = \frac{\sum_{k=0}^{NS-2} t_k \cdot \left( \Delta_{slot} \cdot \left( k + \frac{1}{2} \right) \right) + t_{NS-1} \cdot \Delta_{max}}{ParesEmparelhados(p_n)} \quad (A.6)$$

$$Dispersão(p_n) = \frac{\sum_{k=0}^{NS-2} t_k \cdot \left( \Delta_{slot} \cdot \left( k + \frac{1}{2} \right) \right)^2 + (t_{NS-1} \cdot \Delta_{max})^2}{ParesEmparelhados(p_n)} \quad (A.7)$$

O momento de ordem 2, (A.7), representa a dispersão do histograma. Os três momentos permitem validar e classificar os histogramas. As soluções são validadas se o número de pares emparelhados, (A.5), ultrapassar um limiar mínimo de pares e o valor esperado, (A.6), não ultrapassar um limiar máximo de erro.

A comparação entre posturas candidatas recorre a um conjunto de testes comparativos dos momentos, seguindo uma sequência decrescente de relevância. Primeiro a comparação é feita ao nível do número de pares emparelhados, (A.5). Se o número de pares emparelhados fôr semelhante para diferentes posturas, procede-se à análise do valor esperado, (A.6). Se ainda assim não fôr possível classificar e ordenar claramente as posturas, procede-se à análise da dispersão, (A.7).

Para o processamento numérico de dados (como o algoritmo de Descida do Erro, descrito na próxima secção) foi criado um funcional de custo, (A.8), que combina o valor esperado com a fracção de pares válidos que foi possível emparelhar (o coeficiente  $\alpha$  tem a dimensão de uma distância e representa o peso desta componente). Este funcional discrimina entre posturas que tenham valores esperados do erro semelhantes, mas representem fracções diferentes dos perfis a comparar, porque é mais verosímil uma postura com um valor esperado ligeiramente superior, se fôr baseada numa extensão significativamente maior dos perfis.

$$custo(p_n) = ValorEsperado(p_n) + \alpha \cdot \frac{ParesValidos(p_n) - ParesEmparelhados(p_n)}{ParesValidos(p_n)} \quad (A.8)$$

A principal limitação do Teste de Verosimilhança resulta da igualdade do peso atribuído à diferença entra cada par de pontos. Um único par de pontos distantes pesa muito mais na definição dos momentos do que dezenas de pares de pontos próximos. Como os pares distantes resultam não só dos erros dos algoritmos mas também de limitações dos mapas e dos sensores, a igualdade do peso dos pares conduz a uma sensibilidade excessiva àqueles pares distantes que não podem ser corrigidos pelos algoritmos. Corre-se então o risco de o Teste de Verosimilhança definir como estimativa óptima aquela que minimiza o custo associado a estes pares.

Embora seja impossível classificar *a priori* todos os pares, pode-se eliminar alguns dos pares de grande distância, com probabilidade mínima de erro. Se num ensaio há 90% dos pares com menos de 10cm de distância e a fracção de pares acima dos 30cm é inferior

a 2%, é provavelmente correcto ignorar estes últimos no cálculo de verosimilhança. Cria-se assim um segundo critério de validação que, afastando os pontos demasiado distantes, confere sensibilidade e ponderação estatística ao Teste de Verosimilhança. Novas implementações poderão incluir uma variação de peso em função da distância, para evitar descontinuidades no limiar de aceitação/recusa de um par de pontos.

Uma análise fina do Teste de Verosimilhança, em particular quando aplicado a experiências reais, revela o elevado grau de sensibilidade deste teste às variações de posturas, sendo possível discriminar nitidamente posturas candidatas situadas a menos de 1cm de distância. O Teste de Verosimilhança torna-se assim a bitola de aferição da qualidade das estimativas, substituindo as estatísticas tradicionais associadas à incerteza dos parâmetros estimados, de que se tinha abdicado no início do trabalho.

#### A.4 Localização por Aproximação

Após uma estimativa inicial de localização calculada pela Localização por Quadros ou obtida de fonte externa, validada e seleccionada pelo Teste de Verosimilhança, há que determinar qual a melhor estimativa possível numa vizinhança da estimativa conhecida. Foram desenvolvidos dois algoritmos para cumprir este objectivo: o algoritmo de Transformação de Referenciais, baseado na identificação de pontos notáveis nos perfis de laser (dados reais) e laser simulado e o algoritmo de Descida do Erro, onde se procura uma sequência de posturas que ofereça erros (ou custos) constantemente decrescentes.

Os dois algoritmos recorrem ao perfil de laser simulado, tal como foi apresentado na secção anterior.

Embora desempenhem a mesma função, os dois algoritmos seguem caminhos muito diferentes e oferecem um nível de desempenho diferente.

O algoritmo de Transformação de Referenciais calcula num intervalo de processamento muito curto uma estimativa actualizada a partir de um sub-conjunto muito limitado das amostras e, ao ser aplicado iterativamente, conduz a uma solução óptima ao fim de duas ou três iterações. As suas principais limitações são a restrição a pequenas correcções angulares, e a robustez reduzida na presença de perfis incompletos ou mapas incompletos, ou dados laser de baixa qualidade. A determinação da qualidade e precisão da postura actualizada é feita a partir do funcional de custo do Teste de Verosimilhança, baseado nos momentos de ordem inferior do histograma de diferenças.

O algoritmo de Descida do Erro calcula uma estimativa actualizada partindo da estimativa inicial e procurando todas as posturas vizinhas com um erro menor, de acordo com o Teste de Verosimilhança. O algoritmo expande-se em todas as direcções que ofereçam melhorias incrementais no funcional de custo e detém-se quando não fôr possível encontrar vizinhos de custo inferior. Pela sua natureza de busca sistemática e de análise



extensiva dos perfis, é um algoritmo robusto, que nunca diverge. Contudo, obriga a um esforço computacional muito superior.

Em implementações automáticas o algoritmo de Descida do Erro é preferido pela sua elevada robustez e porque o poder computacional disponível actualmente permite efectuar todos os cálculos necessários em poucos segundos.

#### A.4.1 Transformação de Referenciais

O perfil do sensor laser é definido em coordenadas locais, tendo a origem do referencial na localização real do sistema de aquisição, medida em coordenadas do mundo,  $(x_{robot}, y_{robot}, \theta_{robot})$ . O perfil de laser simulado é calculado a partir do mapa do espaço pelo que está definido em coordenadas locais com a origem do referencial na estimativa inicial de postura,  $(x_I, y_I, \theta_I)$ . Se fôr possível associar um ponto do perfil real com o ponto correspondente do perfil simulado, a diferença das coordenadas traduz a relação entre os dois referenciais (Figura 11), expressa no vector de transformação,  $(x_p, y_p, \theta_p)$ .

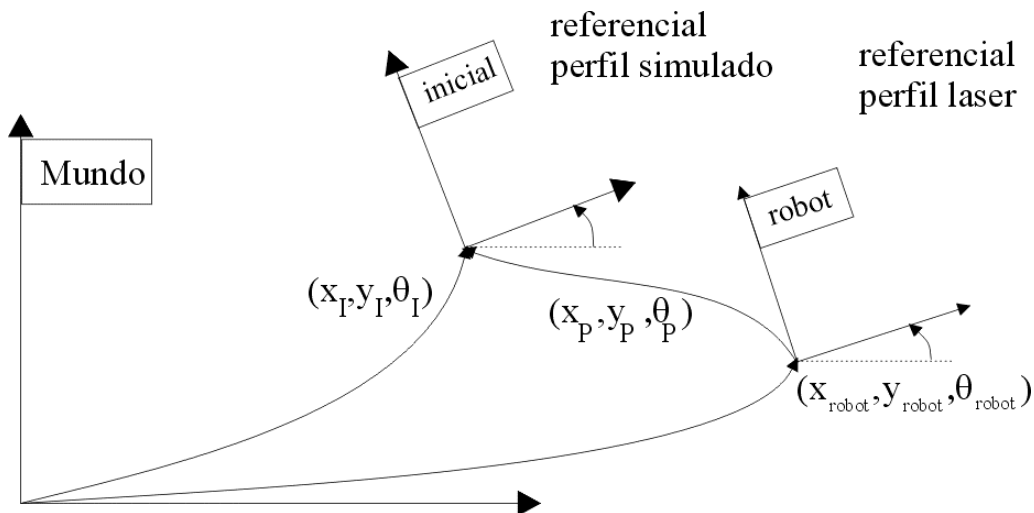


Figura 11 – Transformação de Referenciais

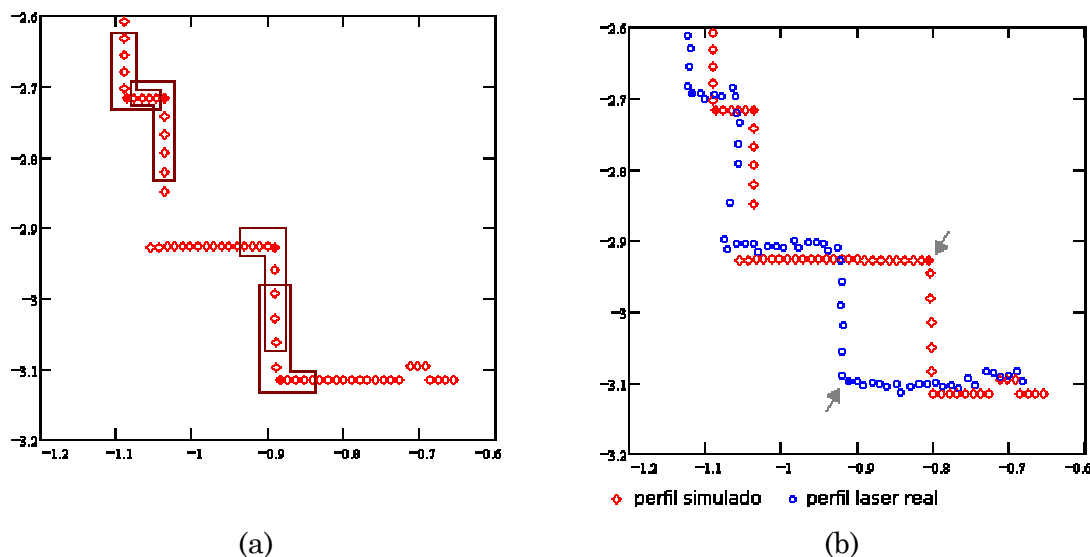
As incógnitas do problema são três,  $(x_p, y_p, \theta_p)$ . Dado que cada ponto dos perfis bidimensionais é caracterizado pelas suas duas coordenadas,  $(x, y)^{robot}$  para o perfil laser e  $(x, y)^{inicial}$  para o perfil simulado, um par de pontos notáveis correspondentes estabelecerá duas equações independentes, (A.9). São necessários um mínimo de dois pares de pontos notáveis para calcular a transformação de coordenadas completa.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}^{robot} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_p) & -\sin(\theta_p) \\ \sin(\theta_p) & \cos(\theta_p) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}^{inicial} + \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \end{bmatrix} \quad (A.9)$$

Para estabelecer uma correspondência entre pontos dos dois perfis é necessário

identificar pontos notáveis correspondentes. Deve notar-se que, dada a natureza discreta dos perfis, os pontos não serão exactamente coincidentes. A um ponto notável do perfil simulado corresponderá o ponto contido no perfil real que mais próximo se encontra do ponto correspondente no perfil simulado. É importante também salientar que a comparação de perfis só é válida se a transformação entre os referenciais fôr pequena quando comparada com as distâncias às superfícies. Em particular, se o erro de orientação fôr significativo, o método proposto torna-se quase impossível.

Os melhores candidatos a pontos notáveis num perfil bidimensional são as intersecções entre as arestas, que correspondem normalmente aos cantos e esquinas do ambiente. Estes pontos podem ser facilmente detectados no perfil simulado recorrendo a uma janela móvel que percorre cada um dos perfis e calculando o produto interno de  $2N + 1$  amostras adjacentes, (Figura 12a), usando a amostra central como eixo de rotação.



(a) (b)  
 Figura 12 – Detecção de pontos notáveis: (a) janela móvel;  
 (b) pares de pontos notáveis

Se o produto interno apresentar um mínimo local, a amostra central corresponde a um ponto de intersecção de superfícies. Repetindo o método para todo o perfil simulado, encontrar-se-á um conjunto de pontos notáveis, que serão ordenados por produto interno crescente. De seguida, aplica-se o mesmo método ao perfil real, restrito à vizinhança dos pontos notáveis já encontrados. O resultado está ilustrado na Figura 12b, que representa um pormenor dos dois perfis comparados. Note-se a maior irregularidade do perfil real, porque o perfil simulado foi construído a partir de uma planta arquitectónica. O uso de uma planta obtida previamente e desactualizada é também responsável pela diferença dos perfis indicada pelas setas. Por coincidência, foi possível estabelecer uma correspondência nesta área apesar da diferença dos perfis. Se este par fôr incluído nas equações de determinação das coordenadas, os resultados serão mal condicionados, levando a uma má estimativa. Na maioria dos casos há um número de pares notáveis superior aos dois

necessários e por isso é possível escolher aqueles que conduzirão aos resultados melhor condicionados.

Uma vez seleccionados NL pares notáveis (com  $NL \geq 2$ ), define-se um sistema sobre-dimensionado de  $2NL$  equações a 3 incógnitas. Reordenando os termos obtém-se o sistema de equações (A.10).

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ x_2 \\ y_2 \\ \vdots \\ x_{NL} \\ y_{NL} \end{bmatrix}^{robot} = \begin{bmatrix} x_1 & -y_1 & 1 & 0 \\ y_1 & x_1 & 0 & 1 \\ x_2 & -y_2 & 1 & 0 \\ y_2 & x_2 & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{NL} & -y_{NL} & 1 & 0 \\ y_{NL} & x_{NL} & 0 & 1 \end{bmatrix}^{inicial} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_p) \\ \sin(\theta_p) \\ x_p \\ y_p \end{bmatrix} \quad (\text{A.10})$$

Admitindo que o erro de orientação é pequeno ( $\theta_p \approx 0$ ), o sistema pode ser linearizado em torno da origem. Reordenando os termos, o sistema linearizado exprime-se como (A.11). A solução do sistema linearizado (A.11) pode ser obtida expeditamente por métodos algébricos convencionais.

$$\begin{bmatrix} x_1^{robot} - x_1^{inicial} \\ y_1^{robot} - y_1^{inicial} \\ x_2^{robot} - x_2^{inicial} \\ y_2^{robot} - y_2^{inicial} \\ \vdots \\ x_{NL}^{robot} - x_{NL}^{inicial} \\ y_{NL}^{robot} - y_{NL}^{inicial} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -y_1^{inicial} \\ 0 & 1 & x_1^{inicial} \\ 1 & 0 & -y_2^{inicial} \\ 0 & 1 & x_2^{inicial} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & -y_{NL}^{inicial} \\ 0 & 1 & x_{NL}^{inicial} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ \theta_p \end{bmatrix} \quad (\text{A.11})$$

O sistema (A.11) é do tipo (A.12), e pode ser resolvido na forma (A.13), correspondente a um sistema de três equações lineares a três incógnitas, com as matrizes de coeficientes definidas em (A.14) e (A.15).

$$M_{(3 \times 2NL)} \cdot \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ \theta_p \end{bmatrix} = Q_{(2NL \times 1)} \quad (\text{A.12})$$

$$M_{(3 \times 2NL)}^T \cdot M_{(2NL \times 3)} \cdot \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ \theta_p \end{bmatrix} = M_{(3 \times 2NL)}^T \cdot Q_{(2NL \times 1)} \quad (\text{A.13})$$

$$M^T M = \begin{bmatrix} NL & 0 & -\sum_{i=1}^{NL} y_i^{inicial} \\ 0 & NL & \sum_{i=1}^{NL} x_i^{inicial} \\ -\sum_{i=1}^{NL} y_i^{inicial} & \sum_{i=1}^{NL} x_i^{inicial} & \sum_{i=1}^{NL} [(x_i^{inicial})^2 + (y_i^{inicial})^2] \end{bmatrix}_{(3 \times 3)} \quad (A.14)$$

$$M^T Q = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{NL} (x_i^{robot} - x_i^{inicial}) \\ \sum_{i=1}^{NL} (y_i^{robot} - y_i^{inicial}) \\ \sum_{i=1}^{NL} [x_i^{inicial} \cdot (y_i^{robot} - y_i^{inicial}) - y_i^{inicial} \cdot (x_i^{robot} - x_i^{inicial})] \end{bmatrix}_{(3 \times 1)} \quad (A.15)$$

O resultado é o conjunto das três variáveis de transformação de coordenadas,  $(x_p, y_p, \theta_p)$ . Para obter a estimativa actualizada da postura do robot  $(x_{robot}, y_{robot}, \theta_{robot})$ , a partir da estimativa inicial,  $(x_I, y_I, \theta_I)$ , basta aplicar a transformação (A.16).

$$\begin{aligned} \theta_{robot} &= \theta_I + \theta_p \\ \begin{bmatrix} x_{robot} \\ y_{robot} \\ 1 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos(\theta_p) & -\sin(\theta_p) & x_p \\ \sin(\theta_p) & \cos(\theta_p) & y_p \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_I \\ y_I \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (A.16)$$

#### A.4.2 Descida do Erro

O algoritmo de Descida do Erro parte de um princípio muito simples: dado o custo, (A.8), da estimativa inicial, procurar na vizinhança outras posturas de custo inferior. Se tais posturas existirem, iterar o processo a partir dos novos candidatos até que não haja quaisquer posturas vizinhas de posturas candidatas com custos inferiores.

Ao contrário do algoritmo de Localização por Quadros e de Transformação de Referenciais, é um algoritmo que implica um processamento maciço de dados: para cada postura candidata é necessário efectuar um teste de verosimilhança, comparando extensivamente os dois perfis, e calcular os momentos associados ao histograma das diferenças. Para reduzir o esforço computacional, é crucial escolher uma distância óptima entre posturas vizinhas. A solução adoptada implementa um passo variável: começa-se com um passo grande e quando já não é possível obter reduções de custo, divide-se o passo por dois, recomeçando o algoritmo a partir dos candidatos anteriores.

Os pontos fortes do algoritmo de Descida do Erro são a robustez e a precisão. Ao procurar uma redução de custo o algoritmo nunca diverge – no sentido em que nunca dá piores resultados do que aqueles que recebeu. Por outro lado, como não são extraídas quaisquer características geométricas dos mapas ou dos ambientes reconstruídos e/ou do perfil laser, é especialmente adaptado para condições de operação difíceis, onde a caracterização do ambiente é deficiente. O algoritmo é especialmente preciso porque

percorre uma vizinhança da postura candidata, usando uma resolução mais fina nas áreas mais promissoras. Se a estimativa inicial for boa e o número de iterações suficiente, a distância entre duas posturas candidatas vizinhas é muito pequena, oferecendo por isso grande precisão.

O principal óbice do algoritmo de Descida do Erro é o custo computacional. Corre-se também o risco de sobre especialização em mínimos locais quando a postura estimada é conduzida para um ponto onde a redução do custo associado a um número reduzido de pares de pontos distantes se sobrepõe à degradação da estimação de dezenas de pares de pontos próximos. A melhor forma de evitar este erro é reduzir o limiar de aceitação dos pares emparelhados ou modular o peso da distância entre pares em função dessa mesma distância, reduzindo-o para as maiores distâncias.

O algoritmo de Descida do Erro desenvolve-se como uma busca orientada num grafo cujos nós são as posturas candidatas. A raiz do grafo é a estimativa inicial,  $(x_1, y_1, \theta_1)$ . De seguida, define-se um conjunto de posturas vizinhas de acordo com uma grelha regular num espaço a três dimensões independentes,  $X, Y, \theta$ , com espaçamentos entre células de  $\delta_x, \delta_y = \delta_x$  e  $\delta_\theta$ . Na Figura 13 apresentam-se duas grelhas possíveis. A primeira corresponde à variação de apenas uma coordenada entre posturas vizinhas e a segunda à variação de uma ou duas coordenadas entre posturas vizinhas. Por razões de eficiência computacional, optou-se pela primeira.

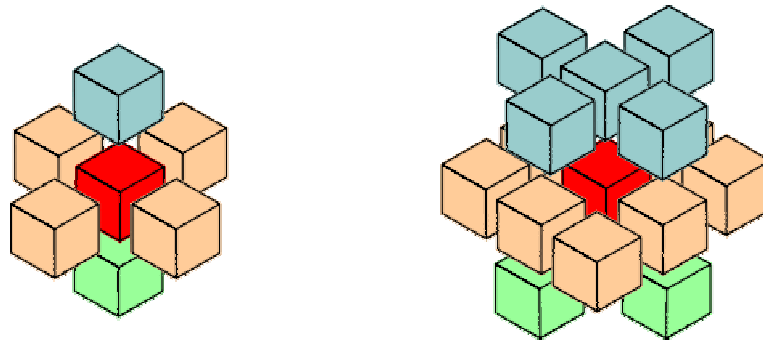


Figura 13 – Definição de vizinhanças

Após a definição da grelha o algoritmo segue a sequência indicada abaixo, para cada uma das posturas candidatas contidas no grafo.

1. Calcular o custo, (A.8), associado à postura candidata,  $p_k = (x_k, y_k, \theta_k)$ .
2. Determinar o conjunto de vizinhos.
3. Verificar se algum dos vizinhos ora considerados já foi incluído na lista de posturas candidatas anteriormente calculadas. Nestes casos, o vizinho repetido é ignorado.
4. Calcular o custo, (A.8), associado aos vizinhos restantes.
5. Adicionar todos os candidatos com um custo inferior a  $custo(p_k)$  à lista de

- posturas candidatas e marcar as novas posturas como candidatas a estudar.
6. Se nenhuma postura vizinha tiver um custo inferior a  $custo(p_k)$ , marcar a postura  $p_k$ , como um terminal do grafo.
  7. Prosseguir para a postura candidata seguinte.

Quando o grafo de posturas candidatas foi completamente explorado para uma dada resolução do passo  $\delta_x, \delta_y = \delta_x$  e  $\delta_\theta$ , dividir o passo por dois e reiniciar o algoritmo, usando como raízes do grafo os terminais da iteração anterior.

O curso do algoritmo pode ser representado graficamente e em coordenadas inteiras (número de passos) como na Figura 14. Nesta figura representa-se apenas os caminhos que conduzem a mínimos locais e os nós terminais. O valor típico dos passos é de  $\delta_x = \delta_y = 0.001m$  e  $\delta_\theta = 0.0001rad$ .

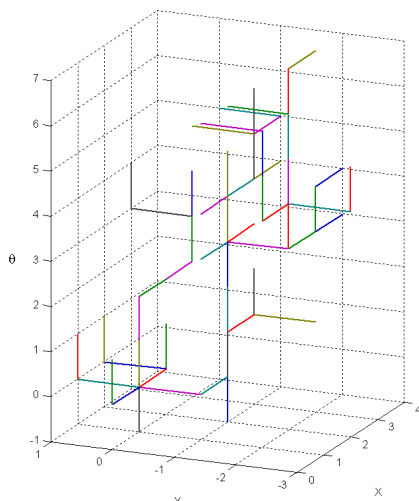


Figura 14 – Exemplo do algoritmo de Descida do Erro

O resultado do algoritmo de Descida do Erro obtém-se a partir da lista de nós terminais do grafo. De entre estes, a melhor estimativa da localização corresponde ao nó com menor custo.

Os dois algoritmos de Localização por Aproximação seguem abordagens opostas e por isso são adaptados a situações opostas: enquanto a Transformação de Referenciais analisa, interpreta e condensa os dados num conjunto reduzido de variáveis que alimentam um algoritmo de custo computacional modesto, a Descida do Erro trabalha extensivamente os dados dos perfis do sensor laser e do mapa e repete numerosas vezes uma sequência de processamento dos dados em bruto, sem interpretações topológicas ou geométricas.

A Transformação de Referenciais adapta-se a problemas bem condicionados, com boas medidas de laser e mapas completos e a Descida do Erro aos problemas mal condicionados em ambientes incompletamente descritos ou de descrição difícil. Dado que a Descida do Erro oferece grande robustez com um custo computacional que, sendo centenas

de vezes superior ao exigido para a Transformação de Referenciais, é aceitável para a missão de reconstrução, foi escolhido este último algoritmo na implementação das aplicações práticas da Localização.

## A.5 Conclusões

O objectivo principal deste trabalho de investigação era o desenvolvimento de uma solução de localização baseada em medidas de distância laser que não requeresse uma estimativa inicial de posição e estivesse adaptada a mapas incompletos ou em construção. Este objectivo foi cumprido com o algoritmo de Localização por Quadros. Para avaliar a qualidade de estimativa foi desenvolvido o Teste de Verosimilhança. O terceiro passo no trabalho descrito foi o desenvolvimento de duas alternativas para a Localização por Aproximação, que tira partido de uma estimativa inicial para calcular uma estimativa refinada da postura do sistema de reconstrução RESOLV.

Os quatro algoritmos descritos cumprem na totalidade as especificações originais do projecto RESOLV e cumprem ainda quase todas as especificações adicionais, que surgiram no decurso do projecto. Os requisitos iniciais de erro de localização estipulavam um limite de 0.1m em posição e 0.017rad (1°) em orientação enquanto os valores típicos de erro se aproximam de 0.02m e 0.0034rad (0.2°), sendo possível obter menos de 0.01m e 0.001rad de erro em ambientes bem condicionados e com mapas correctos.

Entre as questões por resolver, há problemas em aberto externos ao enunciado original do problema, tais como a localização com o robot em movimento, a localização baseada em mapas gerados a partir de medidas laser bidimensionais e a localização em planos inclinados ou superfícies irregulares. Todavia, há dois problemas não tratados que se incluem no enunciado original: a representação e manipulação de superfícies não planas, mormente biquadráticas e a prova formal de que a estimativa encontrada pelos algoritmos de localização é a melhor estimativa global.

O primeiro problema foi relegado para segundo plano porque a fracção do ambiente descrita por superfícies biquadráticas de extensão modelizável é diminuta e a consideração de biquadráticas implicaria um aumento significativo do esforço computacional. Não obstante, o algoritmo de Localização por Quadros é compatível com curvas biquadráticas e os restantes algoritmos também, desde que os mapas incluam a descrição das superfícies biquadráticas.

O segundo problema não foi abordado e, formalmente, os algoritmos detectam apenas mínimos locais do erro de localização. Da inspecção visual dos diagramas conclui-se facilmente se o mínimo é local ou global, mas a prova formal implicaria a definição completa do perfil laser e do mapa do ambiente – o que é impossível nos termos do enunciado do problema ou, em alternativa, a inspecção exaustiva de uma grelha de posturas infinitesimalmente próximas. Por outro lado, os algoritmos de Localização por

Quadros e Descida do Erro calculam listas de mínimos locais, ordenados por verosimilhança decrescente, o que é de grande interesse prático em casos de ambientes mal definidos ou simétricos.

As direcções de pesquisa futura na área da Localização incluem os problemas em aberto mencionados atrás mas também a generalização do problema proposto. Por exemplo, seria interessante estender o algoritmo à localização a três dimensões (seis variáveis). Se se abandonasse a condição do sensor laser como sensor único ou primordial, novas possibilidades se abririam, nomeadamente com recurso a GPS para localização no exterior, ou combinando laser com vídeo ou ultrasons para criar mapas de visibilidade e espaço livre e preencher as áreas que o laser não consegue adquirir.

A experiência do projecto RESOLV ensinou ao autor que as direcções de investigação nos projectos aplicados são motivados pelas especificações das missões e não pelas expectativas iniciais dos investigadores.

Este trabalho foi encarado num espírito de “cliente-servidor”: o módulo de Localização é o servidor e os utilizadores e restantes módulos do sistema RESOLV são os clientes. A Localização deve cumprir os requisitos dos seus clientes, adaptando-se aos sensores e equipamentos disponíveis para atingir um desempenho óptimo, sem acrescentar novos condicionamentos ao projecto. Não obstante, foi necessário acrescentar a restrição de deslocação em superfícies horizontais, o que foi considerado aceitável pelos restantes parceiros.

A solução de Localização adaptou-se à substituição de mapas reconstruídos actuais por mapas calculados a partir de mapas anteriores (normalmente insuficientes e desactualizados), adaptou-se às exigências de precisão acrescida, à restrição do campo de visão do sensor laser, à operação em cenários descritos de forma muito incompleta e de dimensões superiores ao alcance de medida do laser. A extensão das capacidades da Localização a ambientes mal estruturados deve-se sobretudo à robustez do Teste de Verosimilhança e da Descida do Erro.

Os algoritmos propostos foram submetidos a ensaio em condições de operação difíceis e o seu desempenho foi aferido pelos membros do projecto RESOLV. Fiel ao espírito “cliente-servidor”, o esforço do autor prolongou-se até que estes estivessem completamente satisfeitos.



# Referências

- [ArrasK] Arras, Kai and Vestli, Sjur, *Hybrid, High-Precision Localisation for the Mail Distributing Mobile Robot System MOPS*, Proc. IEEE Int. Conference Robotics and Automation, pp. 3129-3134, Leuven, Belgium, May 1998.
- [ArsenioA] Arsénio, Artur and Ribeiro, M. Isabel, *Active Range Sensing for Mobile Robot Localisation*, Proc. IEEE/RSJ Int. Conference Intelligent Robotic Systems, IROS'98, Victoria, Canada, October 1998.
- [ButterfieldS] Butterfield, Stuart, Ng, Kia and Hogg, David, *The RESOLV Texture-Mapping Module*, School of Computer Science, University of Leeds. Report 97.48, December 1997.
- [CastroJ] Castro, José, Santos, Vítor and Ribeiro, M. Isabel, *A Multi-Loop Robust Navigation Architecture for Mobile Robots*, Proc. IEEE Int. Conference Robotics and Automation, pp. 970-975, Leuven, Belgium, May 1998.
- [CrowleyJ] Crowley, James L, Wallner, F. and Schiele, B., *Position Estimation Using Principal Components of Range Data*, Proc. IEEE Int. Conference Robotics and Automation, pp. 3121-3128, Leuven, Belgium, May 1998.
- [DubrawskiA\_1] Dubrawski, Artur and Siemiatkowska, Barbara, *A Method for Tracking Pose of a Mobile Robot Equipped with a Scanning Laser Range Finder*, Proc. IEEE Int. Conference Robotics and Automation, pp. 2519-2523, Leuven, Belgium, May 1998.
- [DubrawskiA\_2] Dubrawski, Artur and Siemiatkowska, Barbara, *A Neural Method for Self-Localization of a Mobile Robot Equipped with a 2-D Scanning Laser Range Finder*, Proc. 5<sup>th</sup> International Symposium on Intelligent Robotic Systems, 1997, pp. 159-168, Stockholm, Sweden, July 1997.
- [GilP] Gil, Pedro, Pereira, João and Lopes, Francisco Martinho, *A Human-Computer Interface for a Robotic System*, 4<sup>th</sup> International Conference on Virtual Systems and Multimedia, VSMM'98, Gifu, Japan, November 1998.
- [LeeversD] Leevers, David *et al*, *An Autonomous Sensor for 3D Reconstruction*, 3<sup>rd</sup> European Conference on Multimedia Applications, Services and Techniques, ECMAST 98, Berlin, Germany, May 98.
- [LopesFM] Lopes, Francisco Martinho, Gil, Pedro and Pereira, João, *Client/Server Software Architecture for a Robotic System*, Proc. of the 3<sup>rd</sup> Portuguese Conference on Automatic Control, CONTROLO'98 – vol 1. Coimbra, Portugal, September 98.

- [NgKia\_1] Ng, Kia C., Sequeira, V., Butterfield, V., Hogg, D. C. and Gonçalves, J. M., *An Integrated Multi-Sensory System for Photo-Realistic 3D Scene Reconstruction*, Proc. of ISPRS International Symposium on “Real-Time Imaging and Dynamic Analysis”, pp. 356-363, 1998.
- [NgKia\_2] Butterfield Stuart, Ng, K. C. and Hogg D., *The RESOLV Texture-Mapping Module*, Technical Report 97.48, School of Computer Studies, University of Leeds, UK, 1997.
- [SequeiraV\_1] Sequeira, Vitor, *Active Range Sensing for Three Dimensional Environment Reconstruction*, *Ph.D. Thesis*, Instituto Superior Técnico, Technical University of Lisbon, Portugal, December 1996.
- [SequeiraV\_2] Sequeira, Vitor, Ng, Kia, Butterfield, Stuart, Gonçalves, João M. and Hogg, D. C., *Three-Dimensional Textured Models of Indoor Scenes from Composite Range and Video Images*. In R.N. Ellson and J.H. Nurre, editors, Proc. SPIE, Three-Dimensional Image Capture and Applications, Vol. 3313, 1998.
- [VestliS] Vestli, Sjur, *Fast, accurate and robust estimation of mobile robot position and orientation*, *Ph.D Thesis*, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich, Switzerland, December 1995.
- [WeckesserP] Weckesser, P. and Dillman, R., *Modelling Unknown Environments with a Mobile Robot*, Proc. Symposium on Intelligent Robotic Systems SIRS'97, pp. 69-76, Stockholm, July 1997.