

LOCALIZAÇÃO E MAPEAMENTO SIMULTÂNEOS EM ROBÓTICA COOPERATIVA COM PLANEJAMENTO: UMA REVISÃO

VILAR F. DA CÂMARA NETO*, MARIO F. M. CAMPOS†

**Fundação Centro de Análise, Pesquisa e Inovação Tecnológica (FUCAPI)*
Av. Gov. Danilo de Matos Areosa, 381 — CEP 69.075-351 — Distrito Industrial
Manaus, AM, Brasil

†*Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG)*
Av. Antônio Carlos, 6627 — CEP 31.270-010 — Pampulha
Belo Horizonte, MG, Brasil

Emails: neto@dcc.ufmg.br, mario@dcc.ufmg.br

Abstract— Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) techniques have been created to allow a robot, while travelling in an unknown environment, to build a map of its surroundings while simultaneously estimating its current pose. Although this problem has been extensively studied in the last two decades, little effort has been given to the adaptation of SLAM to the context of Cooperative Robotics, which would potentially allow the development of more efficient, cost-effective, reliable and robust solutions.

This article presents a survey on both Cooperative SLAM and SPLAM (Simultaneous Planning, Localization and Mapping), discussing the limitations in the state-of-the-art approaches and identifying directions for future advancements in this research field.

Keywords— Localization, Mapping, Planning, SLAM, Cooperative Robotics.

Resumo— As técnicas de Localização e Mapeamento Simultâneos (SLAM) surgiram para permitir que um robô, deslocando-se em um ambiente desconhecido, seja capaz de construir uma representação da geometria desse ambiente, ao mesmo tempo em que estima a sua própria pose em relação a esse mapa. Embora esse problema tenha sido extensivamente estudado nas últimas duas décadas, pouca ênfase tem sido aplicada à adaptação dessas técnicas ao contexto da Robótica Cooperativa, o que permitiria o desenvolvimento de soluções potencialmente mais eficientes, baratas, confiáveis e robustas.

O presente artigo apresenta uma revisão dos trabalhos publicados sobre SLAM cooperativo e SLAM com planejamento, discutindo as limitações do estado-da-arte e identificando direções a serem exploradas nessa área de pesquisa.

Palavras-chave— Localização, Mapeamento, Planejamento, SLAM, Robótica Cooperativa.

1 Introdução

O estudo de Localização e Mapeamento Simultâneos (*Simultaneous Localization and Mapping*, ou SLAM) teve como ponto de partida fundamental o trabalho de Smith and Cheeseman (1986), que lançou as bases para o tratamento do problema sob o ponto de vista estocástico. Nas décadas seguintes, o problema recebeu a atenção de vários pesquisadores e foi amplamente estudado e adaptado para o uso de diversas classes de sensores. Durrant-Whyte and Bailey (2006) e Bailey and Durrant-Whyte (2006) apresentam uma revisão extensiva das técnicas desenvolvidas para SLAM e consideram que os principais problemas relacionados à representação, computação e associação de dados foram essencialmente resolvidos.

O desenvolvimento de técnicas de SLAM prosseguiu durante muito tempo dissociado de quaisquer estratégias exploratórias, considerando-se implicitamente que a trajetória dos veículos é determinada por outros meios (teleoperação por humanos, caminhamento aleatório ou seguimento de paredes, por exemplo). Essa deficiência é crítica quando se considera o problema de SLAM no contexto da Robótica Cooperativa: neste caso, espera-se que as decisões acerca das ações dos robôs sejam autôno-

mas, dinâmicas e adaptativas, de modo a otimizar o custo e/ou o tempo de execução da tarefa, prover redundância e melhorar a qualidade dos resultados obtidos.

A convergência de SLAM, cooperação e planejamento é de interesse para diversas atividades humanas, desde as explorações arqueológicas e paleontológicas em regiões de difícil acesso (cavernas, ruínas, áreas submersas, etc.) até a exploração extraterrena. Essa convergência tem ocorrido em duas frentes independentes: (i) Planejamento, Localização e Mapeamento Simultâneos (*Simultaneous Planning, Localization and Mapping*, ou SPLAM) e (ii) *Cooperative SLAM* (C-SLAM). Este artigo apresenta uma revisão dos trabalhos relevantes publicados nessas duas frentes, apresenta as restrições presentes nas metodologias atuais e discute possíveis direções futuras para tratar essas limitações.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: A Seção 2 apresenta uma revisão acerca dos trabalhos de SPLAM; a Seção 3 discute os trabalhos na área de C-SLAM; e a Seção 4 apresenta algumas notas conclusivas.

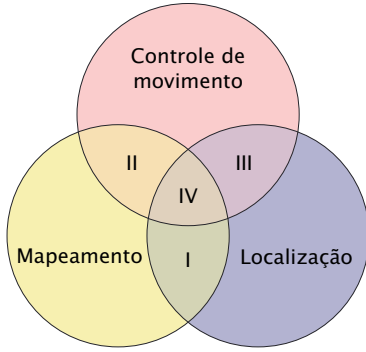


Figura 1: Os campos da robótica exploratória e suas interseções: (I) SLAM, (II) exploração clássica, (III) localização ativa e (IV) SPLAM. (Adaptado de Makarenko et al. (2002))

2 Planejamento, Localização e Mapeamento Simultâneos (SPLAM)

Tanto o mapeamento quanto a localização são assuntos de interesse para a grande área de pesquisas chamada de Robótica Exploratória. Segundo Makarenko et al. (2002), essa área é composta por três linhas principais (Figura 1): *mapeamento*, *localização* e *controle de movimento* (ou *controle de trajetória*), sendo essa última responsável pela tomada de decisões sobre a trajetória que deve ser executada pelo veículo para otimizar uma função-objetivo, como maximizar o ganho de informação ou minimizar o tempo gasto ou a distância percorrida. A interseção entre as três áreas constitui o SPLAM, também chamado de *Adaptive Concurrent Mapping and Localization* (Feder et al., 1999), *Integrated Exploration* (Makarenko et al., 2002) ou *Active SLAM* (Leung, Huang and Dissanayake, 2006).

A dificuldade da integração do aspecto exploratório ao SLAM deve-se principalmente ao fato de que não é possível planejar a trajetória com antecedência, já que o próprio mapa do ambiente é desconhecido (Huang et al., 2005). Portanto, ao contrário das técnicas clássicas de exploração, o foco do planejamento em SPLAM não é buscar uma solução eficiente para um horizonte extenso, mas desenvolver técnicas adaptativas de baixo custo computacional capazes de incorporar as informações constantemente coletadas pelos sensores.

2.1 Estratégias para planejamento restrito à próxima ação

As abordagens pioneiras para o planejamento em SPLAM baseiam-se em escolher a próxima ação de movimento a ser aplicada sobre o veículo de modo a maximizar alguma função-objetivo:

$$\mathbf{u}_{t+1} = \arg \max_{\mathbf{u}} f(\cdot), \quad (1)$$

onde \mathbf{u}_{t+1} representa o controle a ser aplicado ao robô no próximo instante. O primeiro trabalho a

descrever uma metodologia para o SPLAM foi apresentado por Feder et al. (1999), que apresentam um arcabouço estocástico para estimar o movimento a ser aplicado ao veículo (e aos sensores, se esses forem móveis) com maior probabilidade de maximizar a informação do sistema, ou:

$$\mathbf{u}_{t+1} = \arg \max_{\mathbf{u}} \mathbf{P}_{t+1}^{-1}, \quad (2)$$

onde \mathbf{P}_{t+1} é a matriz de covariância do estado do sistema esperada para o instante $t+1$. Um aspecto crítico desta proposição é que ela não privilegia a exploração de áreas desconhecidas: apenas tende a melhorar a qualidade da localização dos marcos já observados. Essa estratégia foi explicitamente contestada por Bourgault et al. (2002), que propuseram uma nova função-objetivo: enquanto Feder et al. (1999) buscam a redução geral da incerteza do estado do sistema (Eq. (2)), neste trabalho os autores procuram maximizar uma função que engloba dois objetivos distintos e contraditórios:

$$\mathbf{u}_{t+1} = \arg \max_{\mathbf{u}} (w_I U_I + w_L U_L), \quad (3)$$

onde U_I é a *utilidade do ganho de informação* (que privilegia a exploração de novas áreas), U_L é a *utilidade da localização* (que privilegia a qualidade da localização do veículo) e w_* são pesos arbitrados de ponderação das funções de utilidade. Makarenko et al. (2002) incluem na função-objetivo um terceiro termo: a *utilidade da navegação*, U_N , que penaliza trajetórias longas. Assim, a função-objetivo é representada por:

$$\mathbf{u}_{t+1} = \arg \max_{\mathbf{u}} (w_I U_I + w_L U_L + w_N U_N). \quad (4)$$

Um mérito desse trabalho é levar explicitamente em consideração a otimização do custo de navegação, importante em várias aplicações práticas. Em ambos os trabalhos, as funções-objetivo são calculadas com base em um Mapa de Grade de Ocupação (*Occupancy Grid Map*, ou OGM), que deve ser mantido paralelamente à estimativa de estados do sistema; em princípio, essa abordagem limita o algoritmo a ambientes internos e bidimensionais, já que o OGM não escala bem para cenários externos ou tridimensionais.

2.2 Estratégias para planejamento de um conjunto de ações

Alguns pesquisadores criticam a estratégia de planejamento restrita a uma única ação, argumentando que o planejamento em horizontes maiores traz resultados melhores do que os métodos gulosos baseados na Eq. (1). Assim, a proposição original foi modificada para o planejamento de um conjunto de passos seguintes, ou:

$$\{\mathbf{u}_{t+1}, \dots, \mathbf{u}_{t+N}\} = \arg \max_{\mathbf{u}} f(\cdot), \quad (5)$$

onde N é o horizonte de predição. Como não é possível prever o ganho de informação pelas observações futuras ou mudanças da dimensão do estado do sistema (observação de novos marcos ou descarte de marcos não observáveis), uma suposição recorrente é que não haverá ganho de informação durante o tempo coberto pelo horizonte de predição.

Huang et al. (2005) lançam as bases matemáticas que provam que o uso de *Model Predictive Control* (MPC) gera resultados melhores do que a aplicação recursiva do planejamento guloso (*one-step*). A função-objetivo procura minimizar o traço da matriz final de covariância:

$$\{\mathbf{u}_{t+1}, \dots, \mathbf{u}_{t+N}\} = \arg \min_{\mathbf{u}} \text{tr}(\mathbf{P}_{t+N}). \quad (6)$$

(O uso do traço da matriz de covariância como base de cálculo é discutido na Seção 2.3.) Embora o planejamento seja feito para os N passos seguintes, a trajetória é replanejada a cada passo, à medida que novos dados são incorporados à estimação do estado do sistema. O trabalho é posteriormente estendido por Leung, Huang, Kwok and Dissanayake (2006), que apresentam metodologias para otimizar o custo do MPC.

No entanto, o critério de otimização apresentado na Eq. (6) possui a mesma limitação inerente ao trabalho de Feder et al. (1999): a exploração de áreas desconhecidas não é privilegiada. Uma solução para este problema foi apresentada por Leung, Huang and Dissanayake (2006), onde uma máquina de estados determina o comportamento do veículo entre três alternativas: *exploração* (navegação para áreas inexploradas), *melhoria da localização* (navegação para áreas com marcos bem localizados) e *melhoria do mapa* (navegação para áreas com marcos mal localizados). Para não modificar a implementação original do MPC, os autores introduziram o conceito de “atrator”, que consiste em um falso marco com alta covariância posicionado em locais estratégicos. A incerteza associada ao atrator eventualmente leva o MPC a traçar uma trajetória às áreas de interesse. Uma implementação prática da metodologia é apresentada em Leung et al. (2008). Infelizmente esse trabalho é bastante restrito: o ambiente em questão é interno (*indoor*), bidimensional e fortemente estruturado (considera-se que a cena é suficientemente simples para que possa ser representada por um conjunto de segmentos de reta). Os autores não apresentam qualquer análise de custo computacional, portanto não é possível perceber se a metodologia é escalável para ambientes tridimensionais.

2.3 Análise teórica do ganho de informação em SPLAM

A exploração em SLAM já foi tratada sob um ponto de vista mais teórico, pela análise probabilística do ganho de informação esperado com

diferentes estratégias de otimização. O artigo de Sim and Roy (2005) foi o ponto de partida para alguns trabalhos nessa área — que, por tratarem de um problema mais abstrato, relaxam o problema do SLAM em vários aspectos: consideram que o número de marcos é conhecido *a priori*, a sua observação não apresenta ambiguidades e o ambiente é interno, bidimensional e não possui obstáculos, permitindo o deslocamento livre dos veículos e a observação dos marcos sem oclusão.

Ainda assim, chegaram a algumas conclusões importantes. Em Sim and Roy (2005), provam que o critério de entropia relativa (usado em alguns algoritmos de Visual SLAM, como no trabalho de Bailey (2003)) é essencialmente falho. Esse critério equivale à estratégia chamada de “D-Otimalidade” (Montgomery, 2000), que busca reduzir o determinante da matriz de covariância do processo:

$$\begin{aligned} \{\mathbf{u}_{t+1}, \dots, \mathbf{u}_{t+N}\} &= \arg \min [\det(\mathbf{P}_t)] \\ &= \arg \min \prod_i \lambda_i, \end{aligned} \quad (7)$$

onde λ_i são os autovalores de \mathbf{P}_t . Porém, o problema se torna malcondicionado se a incerteza da localização de um único marco tender a zero, tornando \mathbf{P}_t singular. A alternativa proposta é a estratégia da “A-Otimalidade” (Montgomery, 2000), que procura reduzir o traço de \mathbf{P}_t , ou:

$$\begin{aligned} \{\mathbf{u}_{t+1}, \dots, \mathbf{u}_{t+N}\} &= \arg \min [\text{tr}(\mathbf{P}_t)] \\ &= \arg \min \sum_i \lambda_i. \end{aligned} \quad (8)$$

Ainda que a estratégia seja considerada pobre quando o estado é composto por valores de unidades diferentes (medidas espaciais *vs.* angulares), na prática os autores demonstraram que é possível chegar a melhores resultados.

Ainda no campo teórico, Sim (2005b) demonstra uma contradição inerente ao uso do Filtro de Kalman Estendido (EKF) em estratégias exploratórias no campo de *bearing-only SLAM*¹: Quando um veículo se encontra próximo a um marco, maior é o ganho esperado de informação; entretanto, nesse caso a função de predição se comporta de modo altamente não linear, tornando o EKF um estimador ruim por causa da linearização adotada em seu algoritmo. Essa condição atinge os trabalhos de Bourgault et al. (2002) e Stachniss et al. (2004), entre outros. Para evitar instabilidade na estimação do estado, Sim (2005a) sugere ignorar a observação de marcos que estejam mais próximos do que um limite mínimo de distância.

¹*Bearing-only SLAM* é uma variação do SLAM em que os sensores fornecem apenas a direção dos marcos da cena, mas não a sua distância a partir do sensor. O exemplo clássico é o SLAM monocular.

3 SLAM cooperativo

Embora muito esforço tenha sido aplicado às soluções de SLAM para o caso de um único veículo, o estudo de SLAM com vários veículos — chamado de C-SLAM — vem avançando de maneira tímida. Apesar da formulação teórica do mapeamento estocástico (Smith et al., 1990) permitir trivialmente a expansão para o tratamento de mais de um veículo, na prática surgem vários problemas: a concorrência pelo espaço físico e a possibilidade de colisões, a possível interferência entre os sensores dos veículos, a necessidade de comunicação para a troca de dados, etc. A maior parte dos trabalhos sobre C-SLAM ignora esses problemas, que são abordados pelo campo mais geral da Robótica Cooperativa.

A primeira questão a ser considerada quando se trata de cooperação no campo de SLAM é determinar qual aspecto do processo será beneficiado pela cooperação. Como não há consenso sobre a definição de “SLAM cooperativo”, diversos pesquisadores têm aplicado livremente o termo para abordar problemas bem distintos. Em geral, pode-se agrupar os trabalhos em três frentes distintas:

1. a *localização cooperativa* (também chamada de *posicionamento cooperativo* ou *interlocalização*), onde os veículos são capazes de observar a sua posição relativa em relação aos demais, geralmente por meio de câmeras. A hodometria é corrigida pela interlocalização antes de alimentar as técnicas tradicionais de SLAM;
2. a *exploração distribuída*, onde o problema de SPLAM é estendido para o caso de vários veículos;
3. o *processamento distribuído e fusão de dados*, em que cada veículo trata o SLAM localmente (no espaço de sua vizinhança), procedendo periodicamente à estimação de uma solução global pela fusão das estimativas individuais.

Essa última frente é objeto de grande interesse de diversas áreas de pesquisa e não se restringe à Robótica Cooperativa. Outros trabalhos apresentam uma revisão extensiva dos métodos na área (Nakamura et al. (2007), entre outros). Dessa forma, este trabalho concentra-se na revisão da literatura acerca das duas primeiras frentes — localização cooperativa e exploração distribuída —, que serão apresentadas nas subseções seguintes.

3.1 Localização cooperativa

As técnicas de localização cooperativa têm sido estudadas há mais de duas décadas e já foram usadas em diversas áreas de Robótica Cooperativa. Em SLAM, em geral a localização cooperativa é usada como um filtro para corrigir a hodometria capturada pelos veículos, de modo a beneficiar as estimativas feitas no processo de mapeamento (na

prática, essa abordagem é melhor descrita como “localização seguida de mapeamento”). Por esse motivo, pode-se contestar que o termo “SLAM cooperativo” se aplique à localização cooperativa, já que esta é uma técnica independente do SLAM usada apenas para enriquecer um dado de entrada (a hodometria): de fato, não foram encontrados trabalhos que apresentem algoritmos de SLAM especialmente adaptados para se beneficiar da localização cooperativa. Não obstante, não há dúvidas de que outras frentes de cooperação podem se beneficiar dessas técnicas, para melhorar os resultados do processo sempre que um veículo puder perceber outro.

O trabalho de Kurazume et al. (1994) foi um dos pioneiros no estudo de localização cooperativa. A principal contribuição (no campo de interesse de SLAM) está na definição formal de uma metodologia para determinar a incerteza da interlocalização como uma matriz de covariância, essencial quando se usa os filtros de Kalman. Dada a dificuldade de interlocalização com os veículos em movimento, os autores lançaram uma ideia que seria usada por diversos trabalhos posteriores: os veículos alternam os papéis de “marco estacionário” e “veículo em movimento” (ou “mestre” e “escravo”), de modo que um ou mais veículos permanecem estáticos e servem de referência para os demais.

Uma técnica semelhante é usada por Rekleitis et al. (1997) e Rekleitis et al. (2000) no contexto específico de mapeamento de ambientes bidimensionais usando sensores de distância a *laser*: nesses trabalhos, a exploração é feita com robôs aos pares, sempre visíveis entre si, onde um deles conserva-se imóvel enquanto o outro realiza o mapeamento. A interlocalização é feita por marcos no corpo do robô facilmente identificáveis por câmeras. De maneira similar, Howard and Kitchen (1999) utilizam robôs com bases pintadas com cores características; no entanto, toda a trajetória passada do robô é constantemente reavaliada — o que configura uma solução estática para o problema. Naturalmente, essa solução é restrita a trajetórias curtas, já que o custo dessa reavaliação cresce gradualmente e tende a se tornar crítico.

Duas são as principais limitações desse conjunto de trabalhos: (i) exigem que a todo instante pelo menos um dos veículos esteja parado, impedindo que a coleta de dados seja feita com todos os veículos simultaneamente; e (ii) obrigam a que os veículos estacionários sejam visíveis por todos os demais, impondo limites ao espalhamento dos mesmos no ambiente. Além disso, todas essas abordagens são estritamente bidimensionais, tipicamente representando os ambientes como plantas-baixas.

Em Grabowski et al. (2000), os autores apresentam uma aplicação real de localização cooperativa no contexto de mapeamento e exploração. O trabalho possui o mérito de realizar a interlocalização com todos os veículos em movimento; no

entanto, não há menção sobre o tratamento das incertezas.

Roumeliotis and Bekey (2000) e Roumeliotis and Bekey (2002) apresentam um trabalho pioneiro em dois sentidos: Não só o problema de interlocalização (aqui chamado de *collective localization*, “localização coletiva”) é tratado de maneira probabilística, por meio de filtros de Kalman, como também são propostas alterações nesses filtros para que o processamento possa ocorrer de maneira distribuída. Também é mérito deles que a metodologia não seja restrita a cenários bidimensionais (embora os experimentos o sejam). Um trabalho posterior (Roumeliotis and Rekleitis, 2004) apresenta uma análise teórica para estabelecer os limites superiores de incerteza da metodologia em questão. Curiosamente, os autores não citam qual variação do KF foi utilizada nos experimentos; na realidade, no que diz respeito ao estimador, a metodologia apresenta apenas as adaptações a serem feitas no cálculo do ganho de Kalman. Além disso, o conjunto dos trabalhos não faz nenhuma referência a qualquer processo de mapeamento do ambiente; portanto, a metodologia se aplica somente como ferramenta para o processo de localização seguida de mapeamento.

Fregene et al. (2002) tratam especificamente da localização cooperativa com reconstrução da topografia do terreno no contexto de EKF. A interlocalização é realizada com base em imagens obtidas de câmeras, seguindo a ideia de vários outros trabalhos; a metodologia de observação entre os veículos é detalhada em outro trabalho (Madhavan et al., 2004). Entretanto, a localização dos veículos é feita utilizando-se a informação produzida por GPS diferencial, sendo que a interlocalização é usada apenas quando um dos veículos perde o sinal desse sistema. Posto de outra maneira, a localização cooperativa é implementada somente como ferramenta de tolerância a falhas, não sendo essencial para a reconstrução do ambiente.

3.2 Exploração distribuída

Várias técnicas foram propostas para a exploração de ambientes por times de robôs. Os trabalhos mais antigos apresentavam algoritmos teóricos para garantir a continuidade da exploração à medida que áreas inexploradas forem descobertas (Singh and Fujimura, 1993; Rekleitis et al., 1997), mas pouca ênfase foi dada na distribuição dessas áreas entre os robôs.

A publicação do trabalho de Yamauchi (1997) permitiu a expansão das pesquisas em torno da colaboração exploratória. Nesse trabalho, os autores apresentam o conceito de *fronteiras* — o limite entre áreas exploradas e inexploradas — e, mais importante, uma metodologia para manter constantemente o registro das fronteiras do mapa em exploração, de modo que o robô seja capaz de pla-

nejar a exploração eficiente e completa do ambiente. Posteriormente o autor estende o conceito para a exploração por múltiplos robôs (Yamauchi, 1998), mas não trata da coordenação: como os veículos seguem sempre em direção à fronteira mais próxima, a concorrência espacial na tentativa de explorar a mesma região poderia ser menos eficiente do que a exploração por um único robô.

Esse problema é tratado por Burgard et al. (2000). Nesse trabalho, os autores coordenam a distribuição das fronteiras, de modo a manter a maior distância possível entre os robôs. Posteriormente, os mesmos autores melhoraram o método (Simmons et al., 2000), permitindo que os robôs permaneçam próximos quando as fronteiras se encontram em áreas isoladas, como em corredores adjacentes. Em Burgard et al. (2005), os autores generalizam a metodologia para planejar a exploração usando funções de custo de navegação (possivelmente distintas para cada robô). Um algoritmo global de otimização dessas funções é usado para atribuir as fronteiras a cada robô; assim, um robô não é necessariamente alocado para explorar a fronteira mais próxima se o tempo (custo) global da tarefa puder ser reduzido com outro arranjo.

Em conjunto, os trabalhos apresentados nesta subseção possuem uma mesma limitação: todo o trabalho de identificação e alocação de fronteiras é feito com base em OGMs. Como essa estrutura não é escalável para ambientes tridimensionais, por conta do custo de armazenamento, nenhuma dessas metodologias poderia ser diretamente aplicada a cenas 3D.

4 Conclusões

Ao longo das últimas décadas grande esforço foi dedicado ao problema de Localização e Mapeamento Simultâneos, porém apenas recentemente a comunidade tem buscado soluções mais gerais, que contemplam planejamento e cooperação. No contexto de planejamento, os trabalhos enfocando a otimização com base em funções multiobjetivo representam boas soluções; por outro lado demonstram a necessidade de maior generalidade, principalmente quanto à restrição do uso de OGMs, o que impede a adaptação para a livre movimentação dos robôs em ambientes tridimensionais. A localização cooperativa ainda necessita de mais investigação para que seja integrada com o mapeamento, evitando as soluções de “localização seguida de mapeamento”. Os trabalhos publicados acerca de exploração distribuída são promissores, porém em geral consideram resolvido o problema de localização global. Essa restrição representa um obstáculo decisivo a ser transposto para a coordenação da exploração em SLAM.

Trabalhos em SLAM com planejamento e cooperação estão sendo atualmente abordados pelos autores, com resultados preliminares promissores.

A ideia central é adaptar a função multiobjetivo (Eq. (4)) para promover a distribuição espacial dos robôs e utilizar a própria incerteza do mapa da cena para avaliar configurações futuras dos robôs adequadas para incorporar maior quantidade de informação no sistema, e a partir daí planejar a trajetória para se atingir essas configurações.

Agradecimentos

Este trabalho contou com o apoio da *Fundação Centro de Análise, Pesquisa e Inovação Tecnológica* (FUCAPI), Manaus, AM, Brasil.

Referências

- Bailey, T. (2003). Constrained initialisation for bearing-only SLAM, *Proc. ICRA*, pp. 1966–1971.
- Bailey, T. and Durrant-Whyte, H. (2006). Simultaneous localization and mapping (SLAM): part II, *Robotics & Automation Mag.* **13**(3): 108–117.
- Bourgault, F., Makarenko, A., Williams, S., Grocholsky, B. and Durrant-Whyte, H. (2002). Information based adaptive robotic exploration, *Proc. IROS*, pp. 540–545.
- Burgard, W., Moors, M., Fox, D., Simmons, R. and Thrun, S. (2000). Collaborative multi-robot exploration, *Proc. ICRA*, pp. 476–481.
- Burgard, W., Moors, M., Stachniss, C. and Schneider, F. E. (2005). Coordinated multi-robot exploration, *IEEE Trans. Robotics* **21**(3): 376–386.
- Durrant-Whyte, H. and Bailey, T. (2006). Simultaneous localization and mapping (SLAM): part I, *Robotics & Automation Mag.* **13**(2): 99–110.
- Feder, H. J. S., Leonard, J. J. and Smith, C. M. (1999). Adaptive mobile robot navigation and mapping, *Intl. J. Rob. Research* **18**(7): 650–668.
- Fregene, K., Madhavan, R. and Parker, L. E. (2002). Incremental multiagent robotic mapping of outdoor terrains, *Proc. ICRA*, pp. 1339–1346.
- Grabowski, R., Navarro-Serment, L. E., Paredis, C. and Khosla, P. (2000). Heterogeneous teams of modular robots for mapping and exploration, *Auton. Rob.* **8**(3): 293–308.
- Howard, A. and Kitchen, L. (1999). Cooperative localisation and mapping: Preliminary report, *Technical report*, University of Melbourne.
- Huang, S., Kwok, N., Dissanayake, G., Ha, Q. and Fang, G. (2005). Multi-step look-ahead trajectory planning in SLAM: Possibility and necessity, *Proc. ICRA*, pp. 1091–1096.
- Kurazume, R., Nagata, S. and Hirose, S. (1994). Cooperative positioning with multiple robots, *Proc. ICRA*, pp. 1250–1257.
- Leung, C., Huang, S. and Dissanayake, G. (2006). Active SLAM using model predictive control and attractor based exploration, *Proc. IROS*, pp. 5026–5031.
- Leung, C., Huang, S. and Dissanayake, G. (2008). Active SLAM for structured environments, *Proc. ICRA*, pp. 1898–1903.
- Leung, C., Huang, S., Kwok, N. M. and Dissanayake, G. (2006). Planning under uncertainty using model predictive control for information gathering, *Rob. and Aut. Systems* **54**(11): 898–910.
- Madhavan, R., Fregene, K. and Parker, L. E. (2004). Distributed cooperative outdoor multirobot localization and mapping, *Auton. Rob.* **17**(1): 23–39.
- Makarenko, A. A., Williams, S., Bourgault, F. and Durrant-Whyte, H. (2002). An experiment in integrated exploration, *Proc. IROS*, pp. 534–539.
- Montgomery, D. C. (2000). *Design and Analysis of Experiments*, 5^a edn. ISBN 0471316490.
- Nakamura, E. F., Loureiro, A. A. F. and Frery, A. C. (2007). Information fusion for wireless sensor networks: Methods, models, and classifications, *ACM Computing Surveys* **39**(3): 9.
- Rekleitis, I., Dudek, G. and Milios, E. (2000). Multi-robot collaboration for robust exploration, *Proc. ICRA*, pp. 3164–3169.
- Rekleitis, I. M., Dudek, G. and Milios, E. E. (1997). Multi-robot exploration of an unknown environment, efficiently reducing the odometry error, *Proc. 15th IJCAI*, pp. 1340–1345.
- Roumeliotis, S. and Bekey, G. (2002). Distributed multirobot localization, *IEEE Trans. Robotics and Automation* **18**(5): 781–795.
- Roumeliotis, S. I. and Bekey, G. A. (2000). Collective Localization: A distributed Kalman filter approach to localization of groups of mobile robots, *Proc. ICRA*, pp. 2958–2965.
- Roumeliotis, S. I. and Rekleitis, I. M. (2004). Propagation of uncertainty in cooperative multirobot localization: Analysis and experimental results, *Auton. Rob.* **17**(1): 41–54.
- Sim, R. (2005a). Stabilizing information-driven exploration for bearings-only SLAM using range gating, *Proc. IROS*, pp. 3396–3401.
- Sim, R. (2005b). Stable exploration for bearings-only SLAM, *Proc. ICRA*, pp. 2411–2416.
- Sim, R. and Roy, N. (2005). Global A-optimal robot exploration in SLAM, *Proc. ICRA*, pp. 661–666.
- Simmons, R., Apfelbaum, D., Burgard, W., Fox, D., Moors, M., Thrun, S. and Younes, H. (2000). Coordination for multi-robot exploration and mapping, *Proc. Nat. Conf. Art. Intel.*, pp. 852–858.
- Singh, K. and Fujimura, K. (1993). Map making by cooperating mobile robots, *Proc. ICRA*, pp. 254–259.
- Smith, R. C. and Cheeseman, P. (1986). On the representation and estimation of spatial uncertainty, *Intl. J. Rob. Research* **5**(4): 56–68.
- Smith, R., Self, M. and Cheeseman, P. (1990). Estimating uncertain spatial relationships in robotics, *Autonomous Robot Vehicles*, pp. 167–193.
- Stachniss, C., Hahnel, D. and Burgard, W. (2004). Exploration with active loop-closing for FastSLAM, *Proc. IROS*, pp. 1505–1510.
- Yamauchi, B. (1997). A frontier-based approach for autonomous exploration, *Proc. Intl. Symp. on Comp. Int. in Rob. and Autom.*, pp. 146–151.
- Yamauchi, B. (1998). Frontier-based exploration using multiple robots, *Proc. 2nd Intl. Conf. Autonomous Agents*, pp. 47–53.