

Veículos autônomos cooperativos para monitoramento marítimo: busca, rastreamento e sensoriamento

Glauber R. Leite* Ícaro B. Q. Araújo* Thiago D. Cordeiro*
Heitor J. Savino* Georgetes H. Cavalcante**
Breno S. Freitas*** Antonio M. N. Lima***

* Instituto de Computação, Universidade Federal de Alagoas, AL,
e-mails: {grl, icaro, thiago, heitor.savino}@ic.ufal.br.

** Instituto de Ciências Atmosféricas, Universidade Federal de Alagoas,
AL, e-mail: georgetes.cavalcante@icat.ufal.br.

*** Departamento de Engenharia Elétrica, UFCG, (e-mail:
breno.freitas@ee.ufcg.edu.br, amnlima@dee.ufcg.edu.br)

Abstract: Oil spills are environmental disasters with the potential to cause severe impacts, not only on the environment, but also on the economy and society. A major spill occurred on the Brazilian coast in 2019, impacting several locations over several months. A standard response strategy is the implementation of supervision and monitoring systems, mainly using remote sensing technologies. The application of autonomous vehicles, performing tasks of monitoring and tracking the oil dispersion process, offers information in an efficient, flexible and real-time manner, being essential for the use of other strategies to combat oil spills. That approach is proposed as part of an emergency action involving autonomous aerial and water surface vehicles for monitoring marine environments. This work presents the results of a review in three essential components in the design of such systems: search, tracking and sensing.

Resumo: Derramamentos de óleo são desastres ambientais com potencial de ocasionar impactos severos, não apenas no ambiente, mas também na economia e na sociedade. Um grande derramamento ocorreu na costa brasileira em 2019, impactando diversas localizações por vários meses. Uma estratégia de resposta padrão é a implantação de sistemas de supervisão e monitoramento, principalmente usando tecnologias de sensoriamento remoto. A aplicação de veículos autônomos, desempenhando tarefas de monitoramento e rastreamento do processo de dispersão de óleo, oferece informações de forma eficiente, flexível e em tempo real, sendo essencial para o emprego de outras estratégias de combate ao derramamento de óleo. Essa abordagem é proposta no âmbito de uma ação emergencial envolvendo veículos autônomos aéreos e de superfície aquática para o monitoramento de ambientes marítimos. Este trabalho apresenta os resultados de uma revisão em três componentes essenciais para o projeto de sistemas para esse contexto: busca, rastreamento e sensoriamento.

Keywords: Environmental monitoring; Cooperative robots; Oil spill response; Search and tracking; Remote sensing.

Palavras-chaves: Monitoramento ambiental; Robôs cooperativos; Resposta a derramamento de óleo; Busca e rastreamento; Sensoriamento remoto.

1. INTRODUÇÃO

Sociedades modernas são fortemente baseadas no uso de óleo e derivados. Segundo o U. S. Information Administration¹, o consumo mundial é superior a 100 milhões de barris de petróleo por dia (Figura 1). No entanto, a alta demanda pela exploração e os processos de transporte desse recurso podem levar a eventuais acidentes e desastres ambientais. Entre estes, destacam-se os vazamentos de óleo no mar, que ocasionam severas consequências para o ambiente, para a economia e conseqüentemente para a sociedade.

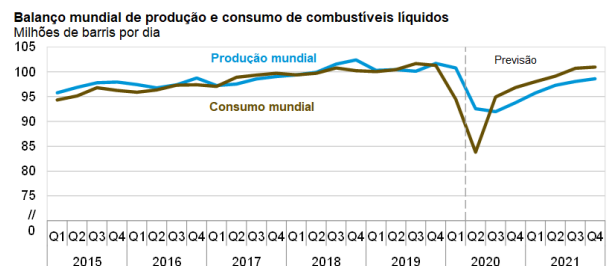


Figura 1. Produção e consumo de petróleo por dia (Modificado de U. S. Information Administration).

¹ https://www.eia.gov/outlooks/steo/report/global_oil.php

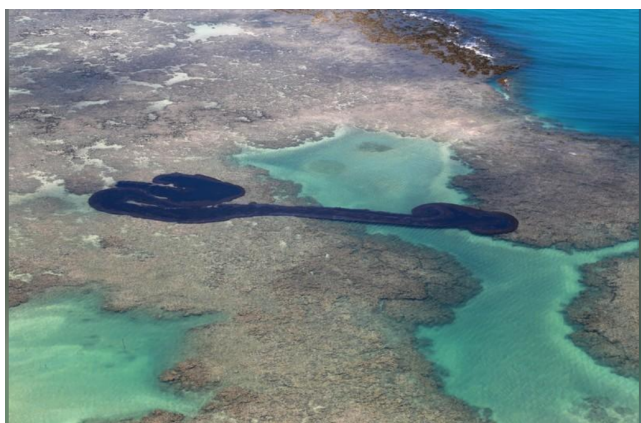


Figura 2. Mancha de óleo detectada em praia de Maragogi, Alagoas. Fonte: REUTERS/Diego Nigro.

Entre os maiores desastres de derramamento de óleo da história mundial estão os ocorridos nas plataformas Ixtoc 1 e DeepWater Horizon, no Golfo do México, nos anos 1979 e 2010, respectivamente. No Brasil, uma grande quantidade de óleo bruto apareceu na costa brasileira em 2019 (Figura 2), atingindo ao menos 900 localidades. As primeiras manchas foram noticiadas entre o fim de agosto e início de setembro na região Nordeste do país e continuaram a aparecer no decorrer dos meses, com um pico de 536 ocorrências em Setembro. Quase um ano depois, manchas de óleo provenientes do mesmo vazamento ainda foram detectadas nas praias.

Contudo, a ausência de respostas concretas e imediatas sobre o evento ocorrido em 2019 no Brasil, assim como a demora para detecção e consequente tomada de ações, revelaram uma certa ineficiência no monitoramento de desastres marítimos. Nesse contexto, este artigo apresenta resultados de revisão da literatura em sistemas de monitoramento utilizando veículos autônomos, no âmbito de ações emergenciais no combate a derramamentos de óleo no mar.

As causas mais comuns desses vazamentos são antropogênicas, como colisões de cargueiros e explosões em plataformas. Segundo a *International Tanker Owners Pollution Federation* (ITOPF), desde o ano de 1970 mais de 1800 acidentes com petroleiros despejaram aproximadamente 5,86 milhões de toneladas de óleo no mar².

Do ponto de vista ambiental, a presença de óleo como poluente provoca distúrbios na fauna e flora marinha, atingindo desde comunidades microbianas a peixes, mangues e corais (Guzmán et al., 1994; Bik et al., 2012; Duke, 2016; Beyer et al., 2016). Dentre os impactos socioeconômicos, atividades relacionadas ao mar como turismo e indústria alimentícia, são profundamente afetadas (García Negro et al., 2009). Além disso, quando o óleo atinge rios e fontes de água para consumo, o vazamento tem a capacidade de colocar em perigo a saúde humana.

Uma visão geral das estratégias de resposta para mitigar os impactos do derramamento de poluentes em ambientes marítimos é apresentada por Walker (2017). Dentre estas estratégias, pode-se relacionar: o controle da fonte para prevenir mais vazamento; a utilização de equipamentos es-

pecializados para conter, recuperar e remover o poluente; e a aplicação de produtos de tratamento, como dispersantes. Entretanto, uma prática de resposta padrão e essencial é a implementação de sistemas de supervisão e monitoramento que possibilitam detectar, observar e prever o movimento do óleo. Tais sistemas são a base para empregar outras estratégias de forma mais eficiente, sendo um importante fator no processo de tomadas de decisão (Ornitz and Champ, 2002).

No Brasil, a coleta de dados para monitoramento oceanográfico é realizada pelo sistema nacional GOOS-Brasil, parte de um sistema global de observação chamado GOOS (*Global Ocean Observing System*). Este programa provê dados oceanográficos para diversos fins, como previsão climática e avaliação da saúde da costa e dos oceanos. Esses sistemas empregam boias fixas e à deriva. Todavia, uma expansão da rede de aquisição de dados é essencial para garantir o bem-estar do clima e dos mares no país.

Além da utilização de boias, outras tecnologias de sensoriamento remoto vêm sendo globalmente empregadas, como radares de alta frequência, imagens de satélite, radares de abertura sintética (SAR) e veículos aéreos comportando sensores para varredura de grandes áreas. Especificamente a aplicação de robôs aéreos e de superfície autônomos em tarefas de monitoramento e rastreamento, trabalhando de forma coordenada, tem atraído grande interesse (Ishida et al., 2012; Vasilijevic et al., 2017; Wang et al., 2019), pois possibilitam acompanhar em tempo real situações de desastre ambiental por óleo ou outro poluente de forma eficiente e adaptativa.

O presente trabalho é um estudo de diversas técnicas para permitir o desenvolvimento de um possível sistema que propõe: dada uma hipótese inicial de vazamento, realizar a busca numa determinada área afetada através do planejamento com múltiplos agentes; identificar o óleo e coletar dados enquanto rastreia o processo de dispersão; atualizar o processo de busca e rastreamento. Para isso, serão abordados trabalhos e estudos voltados para os problemas de: busca, na Seção 2; rastreamento de dispersões, na Seção 3; e sensoriamento, na Seção 4. Por fim, as conclusões são apresentadas na Seção 5.

2. MÉTODOS DE BUSCA

No contexto da ação proposta, um primeiro passo no monitoramento consiste na busca de poluentes. Tal estratégia de busca deve ser essencialmente eficiente e robusta, uma vez que além da origem da fonte de poluição ser desconhecida, a influência das marés, correntes e ventos tendem a aumentar a dificuldade do problema. Apresentam-se a seguir métodos estatísticos bayesianos e métodos baseados em otimização com PSO (do inglês *Particle Swarm Optimization*).

2.1 Método de busca bayesiano

A teoria de busca bayesiana foi desenvolvida pela marinha norte-americana durante a segunda guerra mundial como um método matemático sistemático para planejar a busca de objetivos perdidos. Segundo Van Gurley and Stone (2016), os principais conceitos dessa metodologia são:

² <http://www.itopf.org/knowledge-resources/data-statistics/>

- uso de informação prévia para produzir uma distribuição de probabilidade da localização do objetivo;
- aplicação da regra de Bayes para atualizar a distribuição, quando nova informação é obtida durante a busca;
- uso de distribuições *a priori* e *a posteriori* para planejar esforços futuros de busca, de modo a maximizar a probabilidade de sucesso com tempo mínimo.

Uma técnica de controle cooperativo para veículos autônomos trabalhando na busca de múltiplos objetivos foi desenvolvida por Furukawa et al. (2006) usando filtro bayesiano recursivo, capaz de trabalhar com modelos de distribuição não-gaussianos e não-lineares, como apresentado na Figura 3. A função de densidade de probabilidade (PDF, do inglês *Probability Density Function*) é implementada em um espaço baseado em grade. O modelo da movimentação do objetivo é utilizado na etapa de predição da função de densidade de probabilidade, que é ajustada na etapa de atualização a partir da leitura de sensores. No cenário multi-agente, é adotado um modelo centralizado unificado de sensores que realiza a fusão das leituras e através de uma função objetivo centralizada são computadas as ações dos agentes.

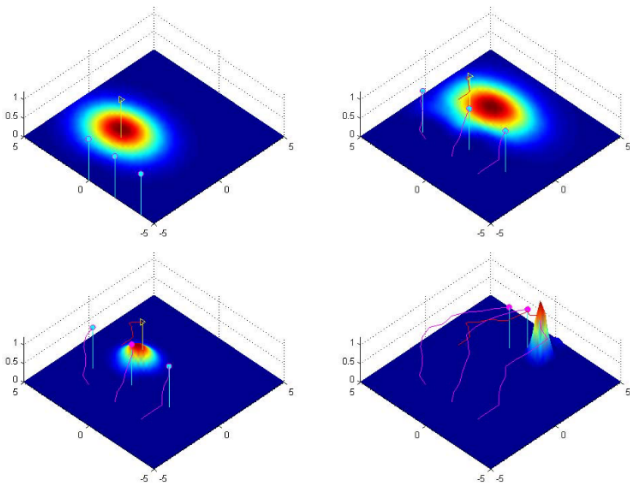


Figura 3. Robôs (círculos) atualizando recursivamente a distribuição de probabilidade da posição de um objetivo móvel (seta) pelo método bayesiano. Os robôs mudam da cor ciano para a rosa quando o alvo se encontra em seu campo de visão. No último quadro, inferior direito, todos os robôs detectam o objetivo, apresentando a PDF mais estreita. Fonte: Furukawa et al. (2006).

Tisdale et al. (2008) propôs um *framework* de busca e localização através do método bayesiano, com a função de densidade de probabilidade baseada em filtro de partículas, mostrando as vantagens de precisão em relação ao método baseado em grade, sem grandes alterações no custo computacional. Entretanto, a técnica apresentada foi projetada para o cenário com objetivo estático, não aplicado a objetivo móvel, como o que caracteriza um processo de dispersão de óleo.

2.2 Otimização bio-inspirada com PSO

O comportamento evolucionário de vários sistemas biológicos tem sido utilizado como inspiração para o desenvolvimento de soluções computacionais capazes de resolver problemas de otimização complexos. Esses algoritmos são desenvolvidos na forma de meta-heurísticas, envolvendo metodologias de otimização independentemente do problema, utilizando elementos aleatórios e busca local (Yang, 2010). Embora o uso de aleatoriedade, a dificuldade no processo de sintonia de parâmetros e a ausência de prova formal de convergência serem aspectos criticados nessa abordagem, algoritmos baseados na natureza têm como vantagem a sofisticação, robustez e a adaptabilidade herdada dos mecanismos biológicos (Floreato et al., 2008; Siarry, 2016).

A otimização por enxame de partículas (PSO, do inglês *Particle Swarm Optimization*) é uma técnica de otimização bio-inspirada, originalmente proposta por Kennedy and Eberhart (1995), e baseada no comportamento de bando de pássaros. A implementação da técnica tem evoluído no decorrer dos anos, mas pode ser resumida nas equações de velocidade e posição de cada partícula, respectivamente

$$V[k + 1] = wI[k] + \rho_1 r_1 C[k] + \rho_2 r_2 S[k], \quad (1)$$

$$X[k + 1] = X[k] + V[k + 1]. \quad (2)$$

São assimilados os pesos w , ρ_1 e ρ_2 para os fatores inercial I (que mantém o movimento anterior), cognitivo C (que atrai para a posição que o agente registrou o melhor valor da função objetivo) e social S (posição do vizinho com melhor valor), respectivamente. Além dos elementos aleatórios r_1 e r_2 , para evitar estagnação em ótimos locais.

Extensões do PSO foram desenvolvidas para lidar com o problema de busca multi-agente em ambientes desconhecidos (Pugh and Martinoli, 2007; Li et al., 2013; Bartashevich et al., 2017). Considerando limitações de mobilidades de robôs, Hereford and Siebold (2010) propuseram adaptações ao algoritmo clássico do PSO em uma implementação fisicamente embarcada realizando a tarefa de busca de um objeto. Cada robô se comporta como uma partícula com restrições de velocidade e movimentação contínua, de forma que mudanças bruscas de posição não sejam possíveis.

Couceiro et al. (2013) propuseram uma extensão do PSO para busca com múltiplos agentes, enquanto mantinha uma rede *ad hoc* móvel (MANET). Para isso, a ação de movimento de cada robô é descrita expandindo a equação de velocidade (1), com a adição de componentes para prevenção de obstáculos e conectividade. Além disso, também são consideradas estratégias para dividir os agentes em múltiplos enxames e aplicar mecanismos de inclusão e exclusão social para encontrar melhores valores da função objetivo.

Focando em cenários altamente dinâmicos, onde o objetivo pode se mover mais rápido que os agentes, Kwa et al. (2020) desenvolveram uma estratégia baseada em PSO, onde o fator cognitivo é removido da equação de velocidade, uma vez que os valores assimilados a determinadas posições estarão constantemente mudando. Essa metodologia é combinada com um esquema de repulsão adaptativa,

balanceando a exploração de novas regiões e das regiões já conhecidas.

Algumas metodologias híbridas foram propostas, combinando a eficiência do PSO com as vantagens que outras tecnologias podem oferecer em determinados cenários com certas características. Venayagamoorthy et al. (2009) substituem as componentes aleatórias do PSO por variáveis linguísticas *fuzzy*. Rastgoo et al. (2015) incorporam o algoritmo A* para garantir convergência global em cenários com grandes obstáculos estáticos. Ademais, Andrade et al. (2019) utilizam PSO para resolver um problema de controle preditivo (MPC), incorporando restrições dinâmicas e maiores possibilidades de reagir a mudanças no ambiente.

2.3 Problemas relacionados

As técnicas abordadas anteriormente focam explicitamente no problema de busca em um ambiente desconhecido. Entretanto, existem várias características provenientes de estudos que tratam da exploração e da localização da origem de pluma química ou odor e que podem contribuir para o desenvolvimento de algoritmos de busca no contexto deste trabalho.

Algoritmos de exploração usando múltiplos agentes colaborativos foram propostos aplicando teorias de decisão (Burgard et al., 2005), teoria dos jogos com princípios de agrupamento de robôs (Cheng and Dasgupta, 2010; Banerjee and Deepthi, 2015) e analogias inspiradas na natureza, como PSO, BFO (do inglês *Bacteria Foraging Optimization*), algoritmo do morcego (Sharma et al., 2016) e do lobo cinzento (Kamalova et al., 2019).

A exploração pode ser considerada uma característica importante no problema de busca em ambiente desconhecido, principalmente no início da tarefa, uma vez que procura evitar que os robôs fiquem estagnados em uma zona pequena, quando também podem existir concentrações de poluente em outras regiões de interesse.

Outra categoria de problemas relacionados é a de patrulhamento ou supervisionamento persistente, onde áreas de interesse precisam ser revisitadas no decorrer do tempo a partir de uma abordagem cíclica. Uma extensa revisão sobre o problema de supervisionamento persistente, focando em aplicações com múltiplos UAVs (do inglês *Unmanned Aerial Vehicle*), foi desenvolvida por Nigam (2014). Batista da Silva et al. (2017) desenvolvem uma arquitetura para missões de supervisionamento persistente em regiões com prioridades diferentes, influenciando na frequência de visitação. Um conjunto de estratégias de patrulhamento foi proposto por Kappel et al. (2020), lidando com características como número de visitas, tempo desde a última visitação, incertezas de zonas apresentando informações antigas e frequência de comunicação. Uma métrica de comparação comumente utilizada para avaliar a frequência e uniformidade de visitas no mapa é a média quadrática de intervalos QMI (do inglês *Quadratic Mean of Intervals*).

Segundo Robin and Lacroix (2016), quando o problema de patrulhamento envolve alvos não adversários (que não reagem aos agentes perseguidores), esse tipo de tarefa pode ser chamada de monitoramento persistente. Pode-se considerar o problema de monitoramento persistente

em aplicações de amostragem ambiental e oceanográfica, auxiliando o gerenciamento da poluição e planejamento de operações navais. Xiong et al. (2020) aplicam algoritmos evolucionários, como têmpera simulada e PSO, em veículos marítimos autônomos gerando trajetórias para amostragem oceanográfica a partir de um problema de otimização *offline*. Elwin et al. (2020) propõem algoritmos distribuídos usando elementos finitos, onde cada agente contribui para uma malha de elementos finitos armazenando um número mínimo de estados. Apesar de não lidar nesse trabalho com patrulhamento, outras fases da missão, como a implantação dos agentes no ambiente e estimação da malha, foram abordadas.

Podem ainda ser aproveitados comportamentos realizados em metodologias de localização de odor, ou pluma química, pois a busca por um rastro do componente é uma subtarefa (Chen and Huang, 2018). Wei et al. (2012) aplicou aprendizagem por reforço, em que informações compartilhadas entre robôs atualizam as funções-valor, com objetivo de melhorar uma função de recompensa no decorrer do tempo. Krishnanand and Ghose (2009) usou um otimizador do vagalume (GSO, do inglês *Glowworm Swarm Optimization*) para detectar a localização de múltiplas fontes de um sinal, em um problema de otimização multi-modal.

3. RASTREAMENTO DO PROCESSO DE DISPERSÃO

Após a realização da tarefa de busca (Seção 2) e localização de poluentes no ambiente marítimo, a abordagem proposta deve ser capaz de rastrear a dispersão do poluente no meio fluido de forma autônoma, de modo a coletar e fornecer dados do processo. Os métodos utilizados para o rastreamento são geralmente baseados no gradiente da concentração do poluente, que consiste na identificação e monitoramento de curvas de níveis de concentração. Uma vantagem dos métodos baseados em gradiente é o rigor matemático aplicado na análise, fornecendo garantias de desempenho e convergência.

Utilizando agentes equipados com sensores capazes de determinar o gradiente local de concentração, Marthaler and Bertozzi (2003); Marthaler (2004); Saldana et al. (2016) propõem um algoritmo para localizar a borda de uma concentração. Entretanto, foram considerados apenas campos estáticos, que geralmente não podem ser aplicados à dispersão de óleo.

Para ambientes não estacionários, Triandaf and Schwartz (2005) apresentam uma técnica que modela o grupo de robôs como um contorno que se deforma de acordo com a fronteira do objeto, onde as interações locais são descritas de forma análoga a forças entre as partículas próximas. O movimento de cada agente é modelado por uma equação diferencial parcial para a velocidade, levando em consideração a descida mais íngreme do gradiente e um termo correspondente à tangente da fronteira do que está sendo rastreada.

No trabalho de Clark and Fierro (2007), um grupo de sensores móveis são empregados para buscar, detectar e rastrear um perímetro dinâmico, se reconfigurando à medida que novos robôs localizam o perímetro, ou quando

ocorrem mudanças nele. A cooperação é utilizada para cercar uniformemente a substância no ambiente.

A literatura ainda apresenta trabalhos em que a dinâmica do espaço e do tempo no campo representando a pluma de poluição é modelada como um sistema de parâmetros distribuídos descrito por equações diferenciais parciais (PDE, do inglês *Partial Differential Equations*) (Marchuk, 2011; Tkalich et al., 2003; Azevedo et al., 2009; Wang and Shen, 2010; Zahor et al., 2014). Isso permite a aplicação de observadores PDE para estimar a dinâmica do processo de dispersão usando redes de sensores móveis, como descrito em Demetriou and Hussein (2009), Demetriou (2010) e Wang and Guo (2016).

Li et al. (2014) desenvolveram algoritmos de controle cooperativo baseados em observadores usando múltiplos robôs, modelando a pluma usando uma PDE bidimensional de advecção e difusão e um observador de Luenberger expandido para estimar a dinâmica da fronteira dessa pluma, como apresentado na Figura 4. Mais recentemente, Wang et al. (2019) removeram a necessidade de acesso direto aos campos gradiente e divergente, propondo um novo projeto de observador de Luenberger de parâmetros distribuídos em um espaço multidimensional.

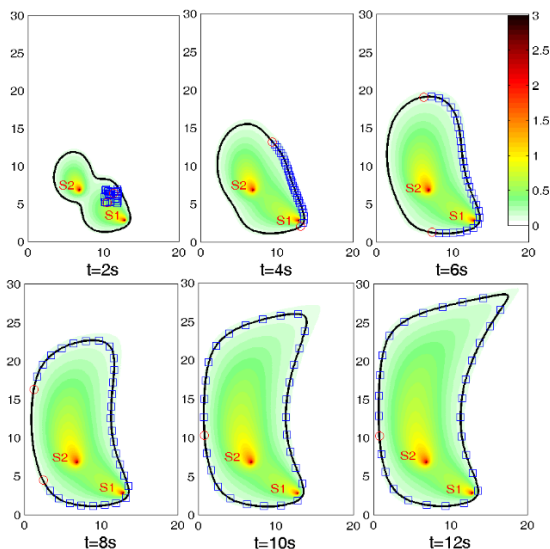


Figura 4. Simulação com 30 robôs realizando cooperativamente uma formação na fronteira de uma pluma não-estacionária. O registro de cor indica o nível de concentração do poluente proveniente das fontes de óleo S1 e S2. Fonte: Li et al. (2014).

4. SENSORIAMENTO

Para permitir as tarefas de busca (Seção 2) e rastreamento (Seção 3), assim como desempenhar missões de sensoriamento remoto, o veículo autônomo responsável pela coleta de dados, deve estar equipado com diversos instrumentos e sensores, tais como sensores de posicionamento global (GPS), sensores de altitude ou mesmo sensores baseados em câmera. Geralmente, os veículos são dotados de estratégias de controle para navegação autônoma que envolvem seguir rotas planejadas com rotinas computadas em tempo de execução, como prevenção de colisões. Para isso, sensores ultrassônicos ou *scanners* laser 3D também são

usados, com objetivo de detectar obstáculos do ambiente, ou mesmo outros veículos em proximidade (Pajares, 2015).

Na detecção de poluição por óleo, métodos ópticos têm se destacado, porque quando a luz interage com os constituintes da água, a distribuição espectral e direcional da radiação luminosa é modificada pelas substâncias do petróleo, como descrito por Baszanowska and Otremba (2015). Sensores usados para detectar poluição por óleo devem oferecer as seguintes informações (Grüner et al., 1991):

- localização e extensão da mancha de óleo em uma grande área;
- distribuição da espessura para estimar a quantidade de óleo derramado;
- classificação do tipo de óleo, para estimar o dano ambiental e tomar as atividades de resposta necessárias;
- informações valiosas e convenientes para auxiliar no processo de limpeza.

Brown and Fingas (2005) mostram um levantamento das técnicas de sensoriamento, monitoramento e supervisão mais utilizadas no rastreamento de derramamentos de óleo em ambientes marítimos. As tecnologias proeminentes descritas são sensores de luz visível, infravermelho, ultravioleta e fluorosensores a laser.

4.1 Sensores de luz visível

Câmeras de vídeo operando no espectro de luz visível são sistemas amplamente utilizados em UAVs, sendo utilizados em missões de busca e resgate ou gerenciamento de missões de resgate, fornecendo rapidamente imagens da área onde não existe, ou não pode existir, infraestrutura de suporte (Colomina and Molina, 2014).

Melhoramentos na tecnologia desse tipo de sensor levaram ao desenvolvimento de sensores hiper-espectrais, tais como o *Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer* (AVIRIS) e o *Airborne Imaging Spectrometer for Applications* (AISA). Uma imagem hiper-espectral consiste de dezenas a centenas de bandas espectrais e podem fornecer uma assinatura para o objeto. Essa informação espectral estendida pode ser usada para discriminar óleo cru ou refinado (Jha et al., 2008).

4.2 Sensores infravermelho

Sensores infravermelho são sensores passivos operando na região infravermelho termal de 8 a 14 μm de comprimento de onda. O óleo tem uma menor emissividade do que a água na região infravermelha termal e, portanto, possui assinatura espectral diferenciada (Salisbury et al., 1993).

Porções mais largas e espessas de óleo absorvem uma grande quantidade de radiação, sendo facilmente detectados com sensores infravermelho. Porções com largura intermediária apresentam pontos frios em algumas regiões. Já manchas finas de óleo são facilmente confundidas com água e são um problema para sensoriamento a partir de sensores infravermelho (Samberg, 2005).

4.3 Sensores ultravioleta

No caso de sensores ultravioleta, mesmo uma fina membrana de cerca de 0,1 μm de óleo apresenta forte

refletância na região ultravioleta. Entretanto, manchas de óleo com espessura maior que 10 microm não podem ser detectadas por esses sensores. Além disso, por se basear na reflexão da luz, sensores ultravioleta não podem operar à noite.

Imagens ultravioletas são capazes de oferecer apenas informação da espessura relativa da mancha de óleo (Grüner et al., 1991). Detecções errôneas podem acontecer por conta do brilho do sol e presença de algas marinhas. Mas interferências para sensores ultravioleta são diferentes das apresentadas em sensores infravermelho, de forma que uma combinação das duas tecnologias melhora os resultados da detecção de óleo (Goodman, 1994).

4.4 Fluorosensores a laser

Os fluorosensores a laser trabalham com múltiplos canais do espectro de fluorescência, sendo capazes de distinguir a assinatura de emissão de fluorescência de diferentes tipos de óleo, a partir da taxa de decaimento dessa propriedade (Goodman, 1994).

Fluorosensores a laser podem ser usados tanto em operações diurnas como noturnas, todavia, a atmosfera precisa estar razoavelmente limpa para melhores medições. Não obstante, fluorosensores a laser têm detectado com sucesso emulsões de óleo na água quando outros tipos de sensores tiveram problemas, como ultravioleta e infravermelho (Brown et al., 2004).

4.5 Critérios utilizados em projetos

A escolha da tecnologia de sensoriamento está diretamente relacionada a características como condições de operação. Para um sistema de monitoramento eficiente, sensores devem ser operacionais de dia ou à noite, nesse caso, sensores operando na faixa de luz visível ou ultravioleta apresentam algumas vantagens. Além disso, sensores não devem ser bastante afetados pela velocidade do vento e outras condições marítimas.

O custo dos sensores também tem papel importante no projeto de sistemas de monitoramento. Sensores infravermelho são baratos, sendo amplamente utilizados. Por outro lado o fluorosensor a laser é o instrumento mais útil e confiável para detectar óleo remotamente em vários cenários, incluindo água, gelo e neve, com a desvantagem de apresentar alto custo, o que torna sua utilização em vários agentes difícil.

Sensores mais avançados necessitam de uma aeronave dedicada ou podem ser muito grandes para embarcar em qualquer tipo de veículo. Já a tecnologia de sensores ultravioleta e infravermelho possibilitou sua fabricação em tamanhos de forma que os sensores sejam montados convenientemente em praticamente qualquer equipamento. Por conta de restrições de custo, principalmente em relação a sistemas multi-agentes, uma técnica de fusão de vários sensores provenientes de agentes diferentes pode ser uma solução alternativa adotada.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma revisão das técnicas de busca, rastreamento e sensoriamento de óleo em ambientes

marítimos, levando para o contexto de veículos autônomos cooperativos. Foi considerado que o agente desempenha a tarefa de busca quando o objetivo (pluma) não está em seu campo de visão, trocando para o modo de rastreamento quando o poluente é detectado.

Os algoritmos de busca a partir do método bayesiano e por enxame de partícula tem se destacado na literatura. O método bayesiano já tem sido usado em outros contextos há mais tempo, mas trabalha em cima de uma distribuição *a priori*. Os trabalhos por enxame de partícula oferecem um mecanismo poderoso e muito conveniente para sistemas distribuídos, mas a configuração dos parâmetros pode ser difícil por conta dos elementos aleatórios.

Para o rastreamento da pluma de óleo, foram abordados estudos baseados na estimação de gradiente, levantando a curva de nível de concentração e reagindo de acordo com as leituras atuais para delimitar a borda da mancha de óleo. Também foram revisados métodos baseados em modelo, geralmente com equações diferenciais parciais para os fenômenos advecção e difusão, permitindo que os agentes possam realizar estimativas e previsões do comportamento do óleo monitorado para que adaptem a formação antecipadamente.

No tocante ao sensoriamento, pode-se concluir que não existe um único sensor que pode fornecer estimativas precisas para todos parâmetros de óleo em qualquer condição. Entretanto, fluorosensores a laser apresentam maiores vantagens para a detecção em tempo real de derramamentos de óleo. Pode-se utilizar estratégias de sensoriamento combinadas com a fusão das leituras de diferentes agentes com diferentes sensores.

Baseado neste levantamento, pretende-se definir uma estrutura que implemente algoritmos de previsão, busca, rastreamento e sensoriamento, ou extensões destes, em processos de dispersão de óleo ou outros processos dinâmicos de interesse em ambientes marítimos. A escolha de tais algoritmos dependem do cenário operacional específico. Na abordagem proposta, o cenário será composto por veículos autônomos aéreos e de superfície aquática, utilizando diversos sensores nos diferentes agentes, aplicados na costa do nordeste brasileiro. Mais informações podem ser encontradas em <https://easy-sparc.github.io/projects/entremares.html>

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 88887.469533/2019-00 e 88887.478167/2020-00 - Programa CAPES - Entre Mares.

REFERÊNCIAS

- Andrade, F.A.A., Hovenburg, A., de Lima, L.N., Rodin, C.D., Johansen, T.A., Stovold, R., Correia, C.A.M., and Haddad, D.B. (2019). Autonomous unmanned aerial vehicles in search and rescue missions using real-time cooperative model predictive control. *Sensors*, 19(19), 4067.
- Azevedo, A., Oliveira, A., Fortunato, A.B., and Bertin, X. (2009). Application of an eulerian-lagrangian oil

- spill modeling system to the prestige accident: trajectory analysis. *Journal of Coastal Research*, 777–781.
- Banerjee, C. and Deepthi, N. (2015). Multiagent coalition formation for distributed area coverage & exploration. In *Proceedings of 2015 International Conference on Robotics, Automation, Control and Embedded Systems (RACE)*, 1–6. IEEE.
- Bartashevich, P., Grimaldi, L., and Mostaghim, S. (2017). PSO-based Search mechanism in dynamic environments: Swarms in Vector Fields. In *2017 Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1263–1270. IEEE.
- Baszanowska, E. and Otremba, Z. (2015). Modification of optical properties of seawater exposed to oil contaminants based on excitation-emission spectra. *Journal of the European Optical Society-Rapid publications*, 10.
- Batista da Silva, L.C., Bernardo, R.M., de Oliveira, H.A., and Rosa, P.F.F. (2017). Multi-UAV agent-based coordination for persistent surveillance with dynamic priorities. In *2017 International Conference on Military Technologies (ICMT)*, 765–771. IEEE. doi:10.1109/MILTECHS.2017.7988859.
- Beyer, J., Trannum, H.C., Bakke, T., Hodson, P.V., and Collier, T.K. (2016). Environmental effects of the Deepwater Horizon oil spill: A review. *Marine Pollution Bulletin*, 110(1), 28–51.
- Bik, H.M., Halanych, K.M., Sharma, J., and Thomas, W.K. (2012). Dramatic shifts in benthic microbial eukaryote communities following the deepwater horizon oil spill. *PLoS ONE*, 7(6).
- Brown, C. and Fingas, M. (2005). A review of current global oil spill surveillance, monitoring and remote sensing capabilities. In *28th Arctic and Marine Oil Spill Program (AMOP)*, 7–9.
- Brown, C.E., Fingas, M.F., and Marois, R. (2004). Oil spill remote sensing: laser fluorosensor demonstration flights off the east coast of canada. In *Arctic and Marine Oilspill Program Technical Seminar*, volume 1, 317–334. Environment Canada.
- Burgard, W., Moors, M., Stachniss, C., and Schneider, F. (2005). Coordinated multi-robot exploration. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(3), 376–386.
- Chen, X.X. and Huang, J. (2018). Odor source localization algorithms on mobile robots: A review and future outlook. *Robotics and Autonomous Systems*, 112(November), 123–136.
- Cheng, K. and Dasgupta, P. (2010). Multi-agent Coalition Formation for Distributed Area Coverage: Analysis and Evaluation. In *2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, 334–337. IEEE.
- Clark, J. and Fierro, R. (2007). Mobile robotic sensors for perimeter detection and tracking. *ISA transactions*, 46(1), 3–13.
- Colomina, I. and Molina, P. (2014). Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 92, 79–97.
- Couceiro, M.S., Rocha, R.P., and Ferreira, N.M. (2013). A PSO multi-robot exploration approach over unreliable manets. *Advanced Robotics*, 27(16), 1221–1234.
- Demetriou, M.A. (2010). Guidance of mobile actuator-plus-sensor networks for improved control and estimation of distributed parameter systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 55(7), 1570–1584.
- Demetriou, M.A. and Hussein, I.I. (2009). Estimation of spatially distributed processes using mobile spatially distributed sensor network. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 48(1), 266–291.
- Duke, N.C. (2016). Oil spill impacts on mangroves: Recommendations for operational planning and action based on a global review. *Marine Pollution Bulletin*, 109(2), 700–715.
- Elwin, M.L., Freeman, R.A., and Lynch, K.M. (2020). Distributed Environmental Monitoring with Finite Element Robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 36(2), 380–398. doi:10.1109/TRO.2019.2936747.
- Floreano, D., Mattiussi, C., and Brooks, R. (2008). *Bio-Inspired Artificial Intelligence: Theories, Methods and Technologies*. MIT Press.
- Furukawa, T., Bourgault, F., Lavis, B., and Durrant-Whyte, H.F. (2006). Recursive bayesian search-and-tracking using coordinated UAVs for lost targets. In *International Conference on Robotics and Automation*, 2521–2526. IEEE.
- García Negro, M.C., Villasante, S., Carballo Penela, A., and Rodríguez Rodríguez, G. (2009). Estimating the economic impact of the Prestige oil spill on the Death Coast (NW Spain) fisheries. *Marine Policy*, 33(1), 8–23.
- Goodman, R. (1994). Overview and future trends in oil spill remote sensing. *Spill Science & Technology Bulletin*, 1(1), 11–21.
- Grüner, K., Reuter, R., and Smid, H. (1991). A new sensor system for airborne measurements of maritime pollution and of hydrographic parameters. *GeoJournal*, 24(1), 103–117.
- Guzmán, H.M., Burns, K.A., and Jackson, J.B.C. (1994). Injury, regeneration and growth of caribbean reef corals after a major oil spill in panama. *Marine Ecology Progress Series*, 231–241.
- Hereford, J.M. and Siebold, M.A. (2010). Bio-Inspired Search Strategies for Robot Swarms. In *Swarm Robotics from Biology to Robotics*, volume 34, 1791–1810. InTech.
- Ishida, H., Wada, Y., and Matsukura, H. (2012). Chemical sensing in robotic applications: A review. *IEEE Sensors Journal*, 12(11), 3163–3173.
- Jha, M.N., Levy, J., and Gao, Y. (2008). Advances in remote sensing for oil spill disaster management: state-of-the-art sensors technology for oil spill surveillance. *Sensors*, 8(1), 236–255.
- Kamalova, A., Navruzov, A., Qian, D., and Lee, S.G. (2019). Multi-Robot Exploration Based on Multi-Objective Grey Wolf Optimizer. *Applied Sciences*, 9, 2931.
- Kappel, K.S., Cabreira, T.M., Marins, J.L., de Brisolara, L.B., and Ferreira, P.R. (2020). Strategies for Patrolling Missions with Multiple UAVs. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 99(3-4), 499–515. doi:10.1007/s10846-019-01090-2.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *International Conference on Neural Networks (ICNN)*, 1942–1948. IEEE.
- Krishnanand, K.N. and Ghose, D. (2009). A Glowworm Swarm Optimization Based Multi-robot System for Signal Source Localization. In *Design and Control of Intelligent Robotic Systems*, volume 177, 49–68. Springer, Berlin, Heidelberg.

- Kwa, H.L., Kit, J.L., and Bouffanais, R. (2020). Optimal swarm strategy for dynamic target search and tracking. In *Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 672–680.
- Li, J., Chen, Z., Liu, Y., Cai, Y., and Min, Huaqing; Li, Q. (2013). A modified particle swarm optimization algorithm for distributed search and collective cleanup. In *International Joint Conference on Awareness Science and Technology & Ubi-Media Computing (iCAST 2013 & UMEDIA 2013)*, 137–143. IEEE.
- Li, S., Guo, Y., and Bingham, B. (2014). Multi-robot cooperative control for monitoring and tracking dynamic plumes. In *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 67–73. IEEE.
- Marchuk, G.I. (2011). *Mathematical models in environmental problems*. Elsevier.
- Marthaler, Daniel; Bertozzi, A.L. (2004). Tracking environmental level sets with autonomous vehicles. In *Recent developments in cooperative control and optimization*, 317–332. Springer.
- Marthaler, D. and Bertozzi, A.L. (2003). Collective motion algorithms for determining environmental boundaries. In *Conference on Applications of Dynamical Systems*. SIAM.
- Nigam, N. (2014). The multiple unmanned air vehicle persistent surveillance problem: A review. *Machines*, 2(1), 13–72. doi:10.3390/machines2010013.
- Ornitz, B. and Champ, M. (2002). *Oil spills first principles: prevention and best response*. Elsevier.
- Pajares, G. (2015). Overview and current status of remote sensing applications based on unmanned aerial vehicles (uavs). *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 81(4), 281–330.
- Pugh, J. and Martinoli, A. (2007). Inspiring and Modeling Multi-Robot Search with Particle Swarm Optimization. In *Swarm Intelligence Symposium*, 332–339. IEEE.
- Rastgoo, M.N., Nakisa, B., and Nazri, M.Z.A. (2015). A hybrid of modified PSO and local search on a multi-robot search system. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 12.
- Robin, C. and Lacroix, S. (2016). Multi-robot target detection and tracking: taxonomy and survey. *Autonomous Robots*, 40(4), 729–760. doi:10.1007/s10514-015-9491-7. URL <http://link.springer.com/10.1007/s10514-015-9491-7>.
- Saldana, D., Assuncao, R., and Campos, M.F.M. (2016). Predicting Environmental Boundary Behaviors With a Mobile Robot. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 1(2), 1133–1139. doi:10.1109/LRA.2016.2522500.
- Salisbury, J.W., D’Aria, D.M., and Sabins Jr, F.F. (1993). Thermal infrared remote sensing of crude oil slicks. *Remote Sensing of Environment*, 45(2), 225–231.
- Samberg, A. (2005). Advanced oil pollution detection using an airborne hyperspectral lidar technology. In *Laser Radar Technology and Applications X*, 308–317. International Society for Optics and Photonics.
- Sharma, S., Shukla, A., and Tiwari, R. (2016). Multi robot area exploration using nature inspired algorithm. *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, 18, 80–94.
- Siarry, P. (2016). *Metaheuristics*. Springer International Publishing, Cham.
- Tisdale, J., Ryan, A., Kim, Z., Törnqvist, D., and Hedrick, J.K. (2008). A multiple UAV system for vision-based search and localization. In *American Control Conference*, 1985–1990. IEEE.
- Tkalich, P., Huda, K., and Hoong Gin, K.Y. (2003). A multiphase oil spill model. *Journal of Hydraulic Research*, 41(2), 115–125.
- Triandaf, I. and Schwartz, I.B. (2005). A collective motion algorithm for tracking time-dependent boundaries. *Mathematics and Computers in Simulation*, 70(4), 187–202.
- Van Gurley, J. and Stone, L.D. (2016). Bayesian search for missing aircraft, ships, and people. URL <https://sinews.siam.org/Details-Page/bayesian-search-for-missing-aircraft-ships-and-people>. Acessado em 01/06/2020.
- Vasilijevic, A., Nađ, D., Mandic, F., Miskovic, N., and Vukic, Z. (2017). Coordinated navigation of surface and underwater marine robotic vehicles for ocean sampling and environmental monitoring. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22(3), 1174–1184.
- Venayagamoorthy, G.K., Grant, L.L., and Doctor, S. (2009). Collective robotic search using hybrid techniques: Fuzzy logic and swarm intelligence inspired by nature. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(3), 431–441.
- Walker, A. (2017). *Oil Spills and Risk Perceptions*, 1–70. Gulf Professional Publishing.
- Wang, J. and Shen, Y. (2010). Modeling oil spills transportation in seas based on unstructured grid, finite-volume, wave-ocean model. *Ocean Modelling*, 35(4), 332–344.
- Wang, J.W. and Guo, Y. (2016). Distributed-parameter luenberger observer for semi-linear parabolic pde systems with a mobile pointwise sensor. In *35th Chinese Control Conference (CCC)*, 1366–1371. IEEE.
- Wang, J.W., Guo, Y., and Fahad, Muhammad; Bingham, B. (2019). Dynamic plume tracking by cooperative robots. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 24(2), 609–620.
- Wei, J.L., Meng, Q.H., Yan, C., Zeng, M., and Li, W. (2012). Multi-Robot gas-source localization based on reinforcement learning. In *International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, 1440–1445. IEEE.
- Xiong, C., Lu, D., Zeng, Z., Lian, L., and Yu, C. (2020). Path Planning of Multiple Unmanned Marine Vehicles for Adaptive Ocean Sampling Using Elite Group-Based Evolutionary Algorithms. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*. doi:10.1007/s10846-020-01155-7.
- Yang, X.S. (2010). *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press, 2 edition.
- Zahor, F., Charles, W., and Mirau, S. (2014). Analysis and simulation of 3-d advection diffusion reaction model for pollutant dispersion. *Journal of Scientific Research and Studies*, 1(2), 9–16.