

# Estudo comparativo de algoritmos aplicados à navegação de veículos de superfície não tripulados

Breno Gomes Storch<sup>1</sup>, Rigel P. Fernandes<sup>2</sup> e Allyson Andrade da Silva<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Centro de Instrução Almirante Alexandrino (CIAA), Penha/Riode de Janeiro - Brasil

<sup>2</sup>Diretoria de Sistemas de Armas da Marinha (DSAM), Centro/Rio de Janeiro - Brasil

**Resumo**—Este artigo apresenta uma análise comparativa entre os algoritmos de navegação autônoma: *Artificial Potential Field* e *Velocity Obstacle* que tem aplicações para Veículos de Superfície Não Tripulados. A comparação é realizada por meio de simulações no MATLAB, considerando métricas como tempo de navegação, velocidade e adaptabilidade diante de obstáculos. O *Artificial Potential Field* utiliza, basicamente, campos atrativos e repulsivos, enquanto o *Velocity Obstacle* prevê colisões com base no espaço de velocidades. Os resultados visam auxiliar na escolha do algoritmo mais adequado para diferentes cenários. Observa-se, através da análise dos resultados obtidos por simulações no presente artigo, que o algoritmo *Velocity Obstacle* apresenta, em média, uma velocidade 200% superior ao *Artificial Potential Field*, embora registre, em média, 20% mais colisões.

**Palavras-Chave**—Navegação Autônoma, Campo Potencial Artificial, *Velocity Obstacle*, Veículos de Superfície Não Tripulados e Algoritmos.

## I. INTRODUÇÃO

A navegação autônoma representa um dos pilares no desenvolvimento de sistemas inteligentes para Veículos de Superfície Não Tripulados (VSNT) [1], [2]. Um dos principais desafios nessa empreitada está na definição de trajetórias seguras e eficientes, a fim de evitar colisões com obstáculos estáticos e/ou móveis. Paralelamente, procura-se conduzir o veículo até o destino previamente estabelecido por meio de algoritmos de planejamento [3], [4].

Dentre os métodos mais estudados, destacam-se o *Artificial Potential Field* (APF) [5] e o *Velocity Obstacle* (VO) [6]. O APF baseia-se na aplicação de campos potenciais atrativos, que direcionam o VSNT ao seu objetivo, e repulsivos, que o afastam de obstáculos, emulando a interação de cargas elétricas. A força resultante,  $F_R$ , será o somatório destas forças e representará a trajetória do VSNT [7], [8], [9]. Por sua vez, o VO realiza previsões de colisão por meio da análise do espaço de posições e velocidades relativas entre o VSNT e os obstáculos, excluindo as velocidades consideradas inseguras [10]. Dessa forma, é possível tomar decisões em tempo real frente a obstáculos, possibilitando a adoção de trajetórias seguras [11], [12], [13], [14].

Este trabalho propõe uma análise comparativa entre os algoritmos APF e VO, com o objetivo de avaliar seu desempenho qualitativo e quantitativo sob condições iniciais idênticas. Por intermédio de simulações realizadas no MATLAB, são analisados aspectos como tempo médio de navegação, velocidade média e adaptabilidade em diferentes densidades de obstáculos. Os resultados oferecerem subsídios para a escolha

mais apropriada de algoritmos de navegação autônoma em contextos reais de aplicação durante operações militares.

Este artigo está assim constituído, a Seção II aborda o princípio de funcionamento do algoritmos APF e VO. Os resultados das simulações realizadas no MATLAB e a análise comparativa de seus resultados e parâmetros são detalhados na Seção III. A Seção IV apresenta as conclusões do artigo.

## II. ALGORITMOS DE NAVEGAÇÃO AUTÔNOMA

Algoritmos desempenham um papel essencial na navegação autônoma, pois são responsáveis por processar dados provenientes de sensores, interpretar o ambiente ao redor e tomar decisões em tempo real. Além disso, têm assumido papel central na filtragem e priorização das informações destacando assim as características (*features*) mais relevantes, influenciando diretamente nossa percepção e ação no controle de tarefas e acrescido sua participação na administração pública e privada [3]. O modelo matemático do VSNT é o núcleo do movimento e controle do navio.

Os VSNT tem que estar preparados e serem capazes de realizar tomadas de decisões em tempo real. Os problemas encontrados pela navegação autônoma motivaram estudos para otimização de rotas e caminhos por meio de soluções computacionais utilizando práticas de desenvolvimentos de algoritmos no campo da inteligência artificial (IA), neurociência, robótica, entre outros [4]. O desvio de obstáculos é um dos desafios mais importantes a serem superados; uma vez que o conhecimento prévio do ambiente a ser percorrido e utilização da melhor estratégia de navegação demandam sistemas com uma gama alta de recursos computacionais a serem utilizados.

Esta seção apresenta dois algoritmos que podem ser aplicadas aos VSNT em um plano bidimensional (2D) empregando coordenadas geográficas. Ambas são comparadas sob as mesmas condições iniciais, visando uma análise quantitativa e qualitativa equânime. A abordagem 2D foi escolhida por sua simplicidade computacional e eficácia na representação das simulações, uma vez que favorece a visualização e interpretação dos resultados. Tal abordagem mostra-se útil na identificação de anomalias e na mínima variação de altura a respeito do comportamento do VSNT durante sua navegação.

### A. Algoritmo APF

1) *Definições e Características*: O APF foi originalmente projetado para o planejamento de rotas de robôs móveis, visando alcançar trajetórias suaves e livres de colisões [15]. O conceito envolve a construção de um campo potencial atrativo, que orienta os VSNT em direção ao destino final, e de campos

potenciais repulsivos, gerados ao redor de obstáculos e que impedem sua aproximação excessiva.

O algoritmo de APF é uma abordagem amplamente empregada no planejamento de trajetórias para robôs móveis autônomos, graças a sua simplicidade e eficiência computacional [7]. Ele utiliza dois campos de potencial: um atrativo e outro repulsivo. O primeiro campo guiará os VSNT em direção a coordenada pré-determinado, enquanto o segundo evita colisões com obstáculos próximos. A força resultante é calculada segundo o somatório vetorial destas componentes resultando numa trajetória que busca o objetivo e, simultaneamente, desvia dos obstáculos [8].

O algoritmo APF, proposto em 1985 [16], é atualmente o estado da arte no planejamento de trajetórias locais [8]. Sua formulação é determinada pela Equação 1:

$$F_e = -K \frac{q_1 q_2}{r^2}, \quad (1)$$

sendo  $k$  a constante de interação,  $q_1$  e  $q_2$  as cargas elétricas das partículas e  $r$  a distância entre as partículas.

Ao contrário de outros métodos, este algoritmo realiza o cálculo das velocidades linear e angular subsequentes em tempo real, utilizando, exclusivamente, os dados fornecidos pelos sensores de bordo. Isso elimina a necessidade de um mapa global prévio do ambiente. No entanto, fatores como ruídos de medição e imprecisões na implementação física podem comprometer a suavidade da trajetória, ocasionando oscilações e desvios indesejados ao longo do percurso.

O trabalho apresentado em [9] concluiu que a força resultante,  $F_R$ , neste algoritmo é descrita pela Equação 2:

$$F_R = F_{Att} + \sum_1^N F_{Rep_n} \quad (2)$$

onde  $F_R$  é a força resultante no VSNT,  $F_{Att}$  é a força que direcionará o VSNT até a posição final, inicialmente declarada pelo operador e  $F_{Rep}$  é a força repulsiva dos  $N$  obstáculos em um ambiente.

O trabalho em [9] demonstra, também, que na Figura 1 existem múltiplos obstáculos exercendo força repulsiva sobre o VSNT. A área circular escura indica a faixa de força repulsiva dos obstáculos quando o VSNT está próximo de um obstáculo e a cor clara indica que ela não é afetada pelo obstáculo. Durante a viagem, o VSNT entrou na faixa de influência da força repulsiva de Obs1 e Obs2; portanto, a força repulsiva é a força resultante fornecida por  $F_{Rep1}$  e  $F_{Rep2}$ . Enquanto isso, nenhuma força repulsiva é fornecida por Obs3 porque não se enquadra na faixa de influência da força repulsiva de Obs3.

Apesar da simplicidade computacional e reatividade ao meio ambiente, [9] evidencia que o algoritmo APF possui deficiências, quando as forças atrativas ( $F_{Att}$ ) e as repulsivas ( $F_{Rep}$ ) são iguais em magnitude e opostas em direção. Nessa condição, a força resultante ( $F_R$ ) sobre o VSNT torna-se nula, levando o sistema a um ponto de mínimo local (PML), no qual o mesmo permanece imóvel. Esse problema se agrava, especialmente, quando um obstáculo estão muito próximos entre si ou do objetivo final, impedindo o VSNT de completar sua trajetória.

O algoritmo em questão apresenta um número significativo de parâmetros e essa configuração busca explorar uma apresentação clara e compreensível. Os valores e unidades

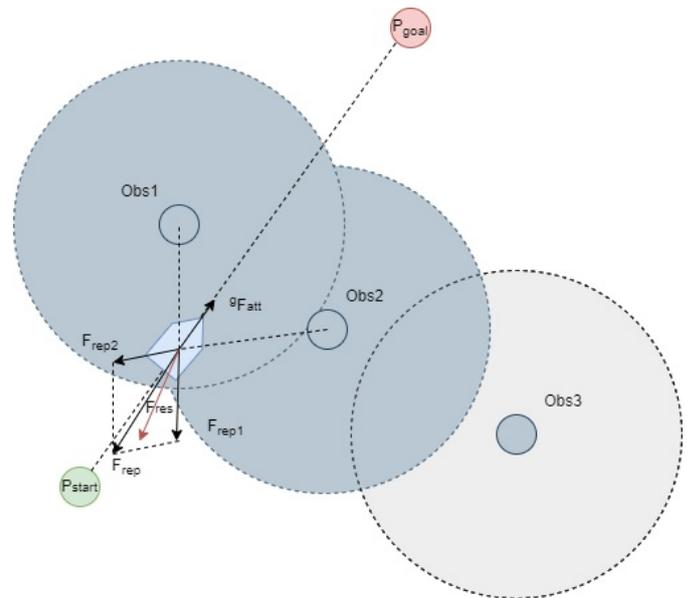


Fig. 1. Representação das Forças Repulsivas e Atrativas em um VSTN. Fonte: [9].

específicas adotadas estão detalhados na Tabela I, a qual reúne as principais variáveis envolvidas, suas descrições e respectivas unidades de medida.

### B. Algoritmo VO

O algoritmo VO é um método utilizado para evitar colisões em ambientes multiagentes [12]. Ele define o conjunto de velocidades relativas que levariam a uma colisão com obstáculos estáticos ou dinâmicos. Ao identificar e excluir essas velocidades, o VSNT poderá selecionar trajetórias seguras em tempo real.

O princípio do algoritmo VO é calcular o conjunto de velocidades que, em algum ponto futuro, levariam à colisão entre o veículo e um obstáculo [13]. Ao evitar essas velocidades, o veículo consegue prevenir colisões de forma eficiente. Esse algoritmo é especialmente útil para prevenção reativa de colisões com obstáculos em movimento, cuja velocidade pode variar ao longo do tempo. Durante a execução do algoritmo VO, o veículo monitora continuamente os obstáculos próximos. Caso esteja adotando uma velocidade considerada insegura, ou seja, pertencente ao conjunto de velocidades que resultariam em colisão e um obstáculo esteja a curta distância, o veículo deverá realizar uma manobra evasiva, alterando sua velocidade atual para uma que garanta segurança. Esse processo de prevenção permanece ativo enquanto houver risco de colisão. Somente após garantir que está fora de perigo, o veículo pode abandonar o modo de prevenção e retomar sua orientação ou trajetória original. Dessa forma, ele mantém as velocidades perigosas fora do conjunto e a distância entre o VSNT e o obstáculo será sempre maior do que a mínima entre eles.

O trabalho apresentado em [14] conceitua que o algoritmo VO reduz os movimentos do obstáculo a um círculo no plano e do veículo a uma partícula, respectivamente. A posição e velocidade dos obstáculos são conhecidos ou previsíveis em um tempo específico. De acordo com a Figura 2, onde  $P_u$  representa a posição do VSNT, pode-se observar o obstáculo expandido uniformemente em um círculo de raio  $R$  e, em

TABELA I. Principais parâmetros utilizados pelo algoritmo APF.

Parâmetro	Descrição	Função
$z$	Ganho de Potencial Atrativo	Regular a intensidade da força de atração
$n$	Ganho de Potencial Repulsivo	Controlar a força de repulsão aos obstáculos
$V_{Max}$	Velocidade Máxima	Limita a magnitude do movimento por ciclo de atualização
$dT$	Passo de Tempo	Define o intervalo entre cada atualização da posição
$Accuracy$	Margem de Erro	Raio de tolerância em torno do objetivo
$Q_{star}$	Raio de influência do obstáculo	Distância em que obstáculos começam a repelir o robô
$LAT_0 / LON_0$	Posição de referência	Origem do sistema de coordenadas locais $(x, y)$
$LAT_{star} / LON_{star}$	Posição de partida	Ponto inicial real da trajetória do VSNT
$X_{goal} / Y_{goal}$	Posição final	Ponto de destino final que o VSNT deve alcançar

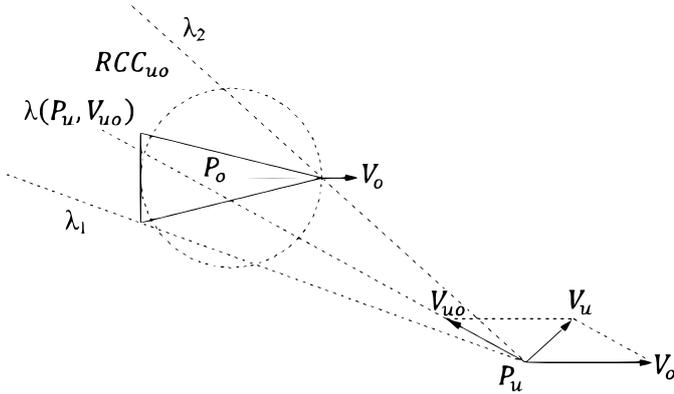


Fig. 2. Funcionamento do VO aprimorado. Fonte: [14].

seguida, duas tangentes  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$ , oriundas da partícula que representa o veículo, são feitas neste círculo. O conjunto velocidade relativa ( $V_{uo}$ ) é definido como sendo a área de colisão relativa de  $RCC_{uo}$ , que está relacionada com o tamanho e à forma do obstáculo. De fato, devido aos diversos tipos de comprimentos, larguras e formatos de obstáculos existentes, ângulos formados  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$  serão diferentes, ocasionado que  $RCC_{uo}$  também seja diferente. Isso acarretará em uma imprecisão na definição desta área, principalmente quando os obstáculos forem navios, fazendo que o modo de prevenção seja executado sem a sua real necessidade.

O trabalho apresentado em [14] complementa, ainda, que para corrigir o problema supracitado, é necessário projetar uma região geométrica que supere os obstáculos dinâmicos reais. Para isso, adotou-se um triângulo isósceles como forma geral de um obstáculo, o que é mais condizente com o que acontece na vida real.

Conforme [12], o algoritmo VO opera sobre um conjunto de vetores de velocidades que podem levar a colisões, sendo comum a ocorrência de trajetórias oscilatórias quando aplicado isoladamente. O método é fundamentado no conceito de cone de colisão (CC), construído com base nas propriedades geométricas da posição relativa entre o VSNT e o obstáculo. Esse cone representa as direções de movimento que resultariam em colisão, considerando a velocidade relativa ( $V_{uo}$ ) entre os corpos. Ao deslocar o cone pela velocidade do obstáculo, obtém-se uma região de risco. O algoritmo, então, seleciona uma nova velocidade fora desse conjunto, garantindo uma rota segura.

Assim, o algoritmo constrói, para cada obstáculo, uma região no espaço de velocidades onde qualquer vetor resultaria em colisão dentro de um intervalo de tempo definido. Dessa forma, uma vez que o obstáculo é contornado, o algoritmo busca minimizar o desvio em relação à trajetória original, retomando gradualmente o vetor de velocidade ideal para alcançar o ponto de destino final previamente definido pelo operador.

O algoritmo em questão também apresenta um grande número de parâmetros. Seus valores e funções estão detalhados na Tabela II. Alguns parâmetros irão coincidir com o algoritmo APF, porém, o princípio de funcionamento é diferente.

### III. RESULTADOS

Esta Seção apresenta os resultados qualitativos e quantitativos deste artigo, de forma a possibilitar um estudo comparativo dos algoritmos.

#### A. Condições das simulações

Para a análise comparativa entre os algoritmos, foram definidas condições iniciais idênticas: o VSNT partirá da Escola Naval (EN) com destino a um ponto situado 50 metros a nordeste da mesma para condensar grandes variações de rumo. O ambiente de simulação contará com a presença de 5, 10 e 20 obstáculos, distribuídos entre estáticos e dinâmicos, visando uma avaliação de desempenho abrangente. Conforme estudo apresentado em [10], adotou-se o método comparativo empírico-experimental, que consiste na análise prática de diferentes algoritmos em cenários padronizados, com o objetivo de mensurar seu desempenho com base em parâmetros objetivos: tempo de navegação,  $t$ , velocidade média,  $v_m$ , e adaptabilidade a diferentes densidades.

Os experimentos deste artigo foram conduzidos através de simulações no MATLAB. Para cada cenário foram realizados 100 testes por se tratar de um número suficiente para reduzir a influência de casos extremos e fornecer métricas estáveis de desempenho, como médias e desvios-padrão [17]. Vale ressaltar que, em cada rodada, os obstáculos assumem posições diferentes no plano, tanto para obstáculos estáticos quanto para dinâmicos. As únicas posições fixas são a posição inicial e final do VSNT.

TABELA II. Principais parâmetros utilizados pelo algoritmo VO.

Parâmetro	Descrição	Função
$LAT_0, LON_0$	Latitude e Longitude iniciais	Define o ponto de partida real do VSNT
$GOAL_{pos}$	Latitude e Longitude do destino	Define o ponto final da trajetória que o VSNT deve atingir
$trajectory$	Trajetoória do VSNT	Inicia, efetivamente, a trajetória do VSNT
$DESIRED_{vel}$	Velocidade desejada	Velocidade na direção da posição final que o VSNT deverá atingir
$REL_{vel}$	Velocidade relativa	Velocidade relativa entre o VSNT e o obstáculo
$REL_{pos}$	Posição relativa	Vetor que aponta do VSNT para o obstáculo em análise
$angle$	Ângulo de aproximação	Calculado via produto escalar entre $REL_{vel}$ e $REL_{pos}$

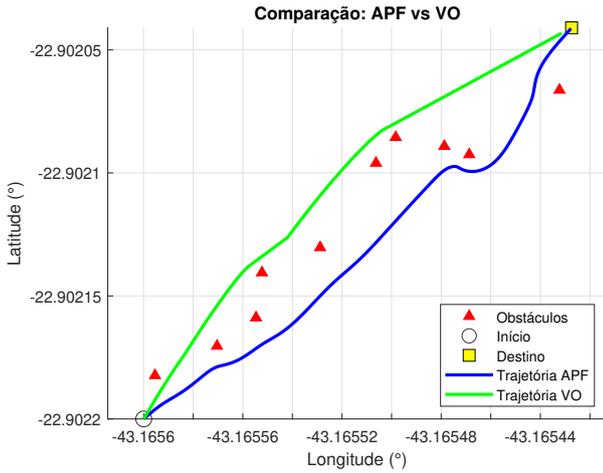


Fig. 3. Análise qualitativa dos algoritmos.

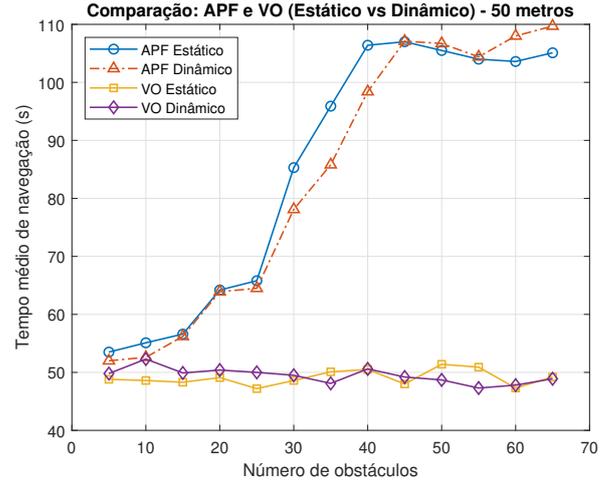


Fig. 4. Análise quantitativa dos algoritmos.

### B. Análise qualitativa

A Figura 3 ilustra o comportamento dos algoritmos em um cenário com dez obstáculos. Observa-se que o APF gerou uma trajetória com desvios mais acentuados em determinadas regiões, contornando os obstáculos de forma abrupta, o que pode reduzir a probabilidade de colisão. No entanto, esse comportamento também pode tornar o algoritmo instável na presença de múltiplos obstáculos, favorecendo a ocorrência de PML. Por outro lado, o algoritmo VO apresentou curvas mais suaves e conservadoras, contornando os obstáculos de forma gradual, o que pode aumentar a fluidez da trajetória, porém, pode elevar o risco de colisão em ambientes altamente densos.

Adicionalmente, nota-se que cada algoritmo apresenta vantagens e limitações distintas, sendo a escolha do algoritmo mais adequada dependente da densidade do ambiente e dos requisitos de segurança e eficiência da navegação.

### C. Análise quantitativa

Os resultados das simulações dos algoritmos APF e VO são apresentados na Figura 4. A Figura 4 apresenta um gráfico bidimensional que compara o desempenho do APF e VO em 2 cenários: obstáculos estáticos e obstáculo dinâmico, ao longo de uma distância de 50 metros. A variável de interesse é o tempo médio de navegação,  $t$ , em função do número de obstáculos.

O APF (Estático e Dinâmico) apresenta um aumento significativo no tempo médio de navegação à medida que o número

de obstáculos cresce, especialmente a partir de 25 obstáculos como pode ser observado na Figura 4. Embora existam pequenas diferenças entre as versões estática e dinâmica, ambas demonstram um comportamento semelhante. Nesse algoritmo, a sensibilidade é diretamente proporcional à densidade de obstáculos, o que indica possíveis dificuldades de desempenho em ambientes mais densos. No entanto, após cerca de 40 obstáculos, o tempo médio de navegação tende a se estabilizar em torno de 105 segundos, sugerindo um comportamento mais uniforme a partir desse ponto.

Por outro lado, o VO (Estático e Dinâmico) apresenta um desempenho mais consistente, com tempos médios praticamente constantes, aproximadamente 50 segundos, mesmo com o aumento do número de obstáculos. Neste caso, a sensibilidade é inversamente proporcional à densidade de obstáculos, o que indica uma maior capacidade de adaptação a ambientes com alta complexidade. Contudo, essa maior adaptabilidade pode vir acompanhada de um risco levemente aumentado de colisões, quando comparado ao APF.

A Tabela III apresenta um histórico dos parâmetros obtidos a partir das simulações realizadas no MATLAB. Os dados fornecidos corroboram com os gráficos anteriormente discutidos e contribuem para o entendimento do comportamento dos algoritmos em diferentes cenários. No caso do APF, os valores de  $T_{Medio}$  e  $V_{Media}$  apresentam, respectivamente, uma relação diretamente e inversamente proporcional em relação ao aumento da densidade de obstáculos. Além disso, observa-se que a probabilidade de ocorrência de PML tende

TABELA III. Desempenho dos algoritmos APF e VO em diferentes cenários de navegação com obstáculos estáticos e dinâmicos.

Algoritmo	Obstáculos	Tipo	$t$ (em s)	$v_m$ (em nós)	Colisão	Trajectoria
APF	5	Estáticos	$51,6 \pm 0,41$	0,96	Não	0,05% de PML
	10		$55,3 \pm 0,52$	0,90	Não	22% de PML
	20		$88,2 \pm 0,59$	0,56	Não	43% de PML
APF	5	Dinâmicos	$55,5 \pm 0,51$	0,90	Não	0% de PML
	10		$61,7 \pm 0,63$	0,81	Não	0,08% de PML
	20		$80,6 \pm 0,68$	0,62	Não	19% de PML
VO	5	Estáticos	$48,8 \pm 0,20$	1,96	Sim	22% de colisões
	10		$48,5 \pm 0,22$	1,98	Sim	41% de colisões
	20		$48,4 \pm 0,29$	1,98	Sim	61% de colisões
VO	5	Dinâmicos	$49,4 \pm 0,16$	1,96	Sim	0,05% de colisões
	10		$49,3 \pm 0,21$	1,96	Sim	16,6% de colisões
	20		$49,1 \pm 0,32$	1,96	Sim	44% de colisões

a ser mais baixa em ambientes com menor densidade. Por outro lado, no VO, essas variáveis mantêm-se relativamente constantes mesmo com o aumento da densidade de obstáculos. O número de colisões também tende a ser menor em ambientes menos densos. No entanto, quando comparado ao APF, a probabilidade de colisões no VO costuma ser maior, possivelmente devido à sua estratégia de navegação.

#### D. Estudo comparativo

Face ao exposto e com base nos dados obtidos nas simulações, é possível inferir alguns cenários operacionais nos quais os algoritmos APF e VO seriam mais adequados para aplicação em missões operativas para a Marinha do Brasil (MB).

O APF, por sua simplicidade e boa performance em ambientes com baixa densidade de obstáculos, é indicado para operações de minagem, contramedidas de minagem, batimetria em áreas costeiras e entrada e saída de portos tendo em vista a previsibilidade do ambiente favorece sua navegação.

Por outro lado, o VO demonstrou maior robustez e estabilidade em ambientes dinâmicos e densamente povoados, sendo mais apropriado para missões de Inspeção Naval, Patrulha Naval, Patrulhamento, ou mesmo, em missões de escolta e perseguição (*hot pursuit*) de embarcações, onde é essencial manter rota segura e velocidade constante, mesmo diante de múltiplos obstáculos móveis. Além disso, a menor sensibilidade do VO a variações no ambiente o torna particularmente útil em operações de vigilância e monitoramento em tempo real, bem como em missões cooperativas com outras plataformas autônomas.

Dessa forma, a escolha do melhor algoritmo depende do perfil da missão. Em suma, ambientes controlados favorecem o APF, enquanto cenários dinâmicos e complexos demandam a adaptabilidade do VO.

#### IV. CONCLUSÕES

Este estudo abordou a avaliação de algoritmos de planejamento de rotas aplicados à navegação autônoma em ambientes marítimos complexos, com foco em cenários que simulam situações reais de missões operativas, como patrulha naval,

vigilância e evasão de ameaças. A partir da comparação entre os algoritmos APF e VO, foi possível analisar o comportamento das trajetórias geradas em contextos com diferentes níveis de densidade e dinamicidade de obstáculos.

Os resultados obtidos confirmam o atendimento ao objetivo principal do trabalho, que consistia em avaliar o desempenho e a robustez dos algoritmos de navegação frente a diferentes cenários operacionais navais, contribuindo para o avanço de tecnologias aplicadas aos VSNT.

Como principais contribuições, destaca-se que o APF apresentou navegação segura, com ausência de colisões em todos os testes, sendo indicado para contextos em que a preservação da integridade da embarcação e a confiabilidade da missão sejam fatores decisivos. No entanto, esse desempenho foi obtido como maior tempo de trajeto e perda de eficiência na rota. Em contraste, o VO manteve velocidade e tempo de percurso mais constantes, mas com índices elevados de colisão, especialmente em cenários com obstáculos estáticos, o que limita sua aplicação direta em operações críticas sem o uso de mecanismos adicionais de segurança.

A análise dos resultados evidencia essas tendências de forma clara. O APF, mesmo com 20 obstáculos dinâmicos, manteve velocidade média de 0,62 nós e sem qualquer colisão registrada, embora com significativa distorção de trajetória (até 43% de PML). Já o VO operou com velocidade quase constante de 1,96 nós, independentemente da quantidade ou tipo de obstáculo, mas apresentou taxas de colisão que chegaram a 61% no cenário estático mais denso. A performance do VO em ambientes dinâmicos foi ligeiramente melhor, com 44% de colisões no pior caso, o que ainda o torna inadequado para missões de segurança crítica sem reforço decisório externo. Esses resultados reforçam a ideia de que, embora o VO tenha maior fluidez operacional, o APF é mais confiável sob o ponto de vista da segurança da plataforma, critério fundamental em operações navais automatizadas.

Como desdobramentos futuros, sugere-se o desenvolvimento de arquiteturas híbridas de navegação, que integrem a segurança do APF com a agilidade do VO, além da aplicação de técnicas de inteligência artificial para tomada de decisão adaptativa conforme o grau de ameaça e complexidade ambiental. Também se recomenda a utilização da visão compu-

tacional baseada no espectro visível para detecção em tempo real de obstáculos não mapeados. Essa abordagem permitiria atualizar automaticamente a carta náutica digital durante a navegação, aumentando a segurança e a adaptabilidade do sistema, especialmente em ambientes dinâmicos ou desconhecidos. A expansão destes testes para ambientes tridimensionais e marítimos reais, considerando fatores como correnteza, deriva, latência de sensores e presença de alvos móveis hostis, é de suma importância para fortalecer a aplicação prática dos algoritmos em cenários de defesa naval.

## REFERÊNCIAS

- [1] J. E. Manley, "Unmanned surface vehicles, 15 years of development," in *OCEANS 2008*. Ieee, 2008, pp. 1–4. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/OCEANS.2008.5152052>
- [2] M. H. M. Ghazali, M. H. A. Satar, and W. Rahiman, "Unmanned surface vehicles: From a hull design perspective," *Ocean Engineering*, vol. 312, p. 118977, 2024. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.118977>
- [3] T. Gillespie, "A relevância dos algoritmos," *Parágrafo*, vol. 6, no. 1, pp. 95–121, 2018.
- [4] E. Pinheiro, C. da Costa Kubo, M. da Silva Rangel, T. de Almeida Arcari, and C. G. Dias, "Navegação autônoma de um agente inteligente: um estudo comparativo usando lógica fuzzy e algoritmo de busca A\*," *Exacta*, vol. 7, no. 1, pp. 87–98, 2009. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.5585/exacta.v7i1.1531>
- [5] W. Yan, X. Wu, and G. Liang, "Optimization of multi-vehicle obstacle avoidance based on improved artificial potential field method with PID control," *Frontiers in Energy Research*, 2024. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1363293>
- [6] H.-J. Jo, S.-R. Kim, J.-H. Kim, and J.-Y. Park, "Comparison of velocity obstacle and artificial potential field methods for collision avoidance in swarm operation of unmanned surface vehicles," *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 10, no. 12, p. 2036, 2022. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/jmse10122036>
- [7] K. K. Nunes, T. T. Ribeiro, and A. G. Conceicao, "Planejamento de trajetórias com desvio de obstáculos utilizando APF e COLREGS para USVs," in *Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente-SBAI*, vol. 1, no. 2, 2023. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.20906/SBAI-SBSE-2023/4061>
- [8] R. Szczepanski, T. Tarczewski, and K. Erwinski, "Energy efficient local path planning algorithm based on predictive artificial potential field," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 39 729–39 742, 2022. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3166632>
- [9] Y. Chu, Z. Wu, Y. Yue, X. Zhu, E. G. Lim, and P. Paoletti, "PK-APF: Path-keeping algorithm for USVs based on artificial potential field," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 16, p. 8201, 2022. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/app12168201>
- [10] Z. M. AL-ZUBAIDI, A. Serdar, and A.-K. Mohammed, "A comparative study of various path planning algorithms for pick-and-place robots," *preprint*, 2023. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2808265/v1>
- [11] J. Ren, J. Zhang, and Y. Cui, "Autonomous obstacle avoidance algorithm for unmanned surface vehicles based on an improved velocity obstacle method," *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 10, no. 9, p. 618, 2021. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/ijgi10090618>
- [12] J. A. Douthwaite, S. Zhao, and L. S. Mihaylova, "Velocity obstacle approaches for multi-agent collision avoidance," *Unmanned Systems*, vol. 7, no. 01, pp. 55–64, 2019. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.1142/S2301385019400065>
- [13] A. Haraldsen, "Collision avoidance using the velocity obstacle algorithm for underactuated surface vehicles," Master's thesis, NTNU, 2020. [Online]. Disponível em: <https://hdl.handle.net/11250/2780879>
- [14] J. Wang, R. Wang, D. Lu, H. Zhou, and T. Tao, "USV dynamic accurate obstacle avoidance based on improved velocity obstacle method," *Electronics*, vol. 11, no. 17, p. 2720, 2022. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/electronics11172720>
- [15] J.-F. Duhé, S. Victor, and P. Melchior, "Contributions on artificial potential field method for effective obstacle avoidance," *Fractional Calculus and Applied Analysis*, vol. 24, pp. 421–446, 2021. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.1515/fca-2021-0019>
- [16] O. Khatib, "Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots," in *Proceedings. 1985 IEEE international conference on robotics and automation*, vol. 2. IEEE, 1985, pp. 500–505. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/ROBOT.1985.1087247>
- [17] I. R. Fahmi and D. J. Suroso, "A simulation-based study of maze-solving-robot navigation for educational purposes," *Journal of Robotics and Control (JRC)*, vol. 3, no. 1, pp. 48–54, 2022. [Online]. Disponível em: <https://doi.org/10.18196/jrc.v3i1.12241>