

LOCALIZAÇÃO SUBMARINA VIA UKF USANDO UM SIMPLES MODEM ACÚSTICO

VICTOR F. O. LIMA, LIU HSU, RAMON R. COSTA, FERNANDO LIZARRALDE, E MARCEL M. MENDES*

*Programa de Eng. Elétrica, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro

Email: liu@coep.ufrj.br

Abstract— The autonomy of unmanned underwater vehicles for surveying and intervention is a field with intense development and a localization system is a critical factor to ensure its viability. This paper proposes a localization system based on an single acoustic modem and embedded equipment: pressure sensor, inertial measurement unit and video cameras. Two state estimators are applied, the Extended Kalman Filter (EKF) and the Unscented Kalman Filter (UKF). Computer simulations show the viability of the algorithm and the performance of both filters are compared.

Keywords— Underwater Localization Systems, Underwater Autonomous Systems, State Estimation, Unscented Kalman Filters.

Resumo— A autonomia de submersíveis tem sido um campo de intenso desenvolvimento na robótica submarina de levantamento e de intervenção e para tal é necessário um sistema de localização adequado. Propõe-se neste artigo um sistema de localização que se baseia no uso de um simples modem acústico e em sensores embarcados: profundímetro, unidade de medição inercial e câmeras de vídeo. Dois estimadores de estado são aplicados, o Filtro de Kalman Estendido (EKF) e o Unscented Kalman Filter (UKF). Simulações são apresentadas para mostrar a viabilidade do algoritmo e comparar a qualidade dos filtros utilizados.

Palavras-chave— Sistema de Localização Submarina, Veículos Submarinos Autônomos, Estimadores de Estado, Unscented Kalman Filters.

1 Introdução

Este artigo descreve, desenvolve e apresenta simulações de um sistema de localização submarina baseado em uma única referência acústica utilizando um filtro UKF (*Unscented Kalman Filter*). O objetivo é possibilitar a localização do veículo LUMA (*Light Underwater Mobile Asset*) onde as condições de operação requerem um sistema simples, sem a necessidade de prévia instalação de equipamentos no ambiente, e com um conjunto de sensores de baixo custo.

LUMA é um robô submarino de operação remota (ROV, *Remotely Operated Vehicle*) desenvolvido para o estudo da fauna e da flora do ambiente antártico por meio da coleta de imagens, vídeos de alta definição e amostras de organismos, rochas e sedimentos.

LUMA também foi desenvolvido de modo que este possa atuar como um veículo submarino autônomo (AUV, *Autonomous Underwater Vehicle*), sem a necessidade de utilizar um cabo umbilical. Um AUV deve percorrer uma trajetória, possivelmente especificada previamente por um operador, tão próximo quanto possível e retornar para a base ao término da missão. Esta capacidade depende de um sistema de localização.

2 Revisão de Sistemas de Localização

Localização, tal como é definido em [16], se trata do problema de se situar em um mapa. A localização submarina é desafiadora por não permitir o uso de sinais de GPS ou de rádio, de modo que

tais sistemas se baseiam principalmente no uso de equipamentos acústicos e se distinguem basicamente em três classes: Navegação Estimada, Navegação Geofísica e Localização Acústica.

2.1 Navegação Estimada

A navegação estimada (DR, *Dead Reckoning*) é baseada no seguinte princípio. A posição inicial do veículo é conhecida e, por meio da integração de dados dos sensores de bordo, uma nova posição é estimada. Por conta de erros nos dados dos sensores de bordo, a incerteza na estimativa de posição geralmente cresce de forma ilimitada com o tempo, como será notado nas simulações.

Em veículos submarinos, o principal sensor utilizado em navegação estimada é o DVL (*Doppler Velocity Log*), que emite ondas acústicas e, quando refletidas pelo leito do oceano, permitem uma estimativa da velocidade do veículo por meio do efeito Doppler. Sensores inerciais de alto desempenho também podem ser utilizados, no entanto devido ao alto custo e ao alto consumo de energia, são pouco empregados.

Para limitar o erro da navegação estimada, um segundo método é empregado em conjunto, podendo ser tanto a localização acústica quanto a geofísica.

2.2 Navegação Geofísica

Esta técnica se baseia no uso de mapas pré-existentes e características geofísicas do ambiente. Costuma-se empregar sonares de imageamento,

geralmente do tipo *Side Scan* ou *Multibeam*, presentes na maioria dos AUVs comerciais utilizados para mapeamento.

Há sistemas que empregam câmeras, monoculares ou estéreo, no entanto limitações de alcance de sistemas ópticos restringem seu uso para ambientes ricos em pontos de referência visual. Exemplos comuns estão na inspeção de casco de navios, seguimento de linhas de tubulação ou no mapeamento de pequenas áreas do leito do oceano.

2.3 Localização Acústica

Em sistemas de navegação acústica, a localização é calculada por meio de medidas de tempo de voo de ondas sonoras que trafegam entre dispositivos de referência e o veículo [21].

Os sistemas de posicionamento acústico são classificados pela distância entre os dispositivos acústicos (*baseline length*). Três tipos básicos são definidos:

- Linha de base longa (LBL, *Long Baseline*): 100m - 6000m
- Linha de base curta (SBL, *Short Baseline*): 20m - 50m
- Linha de base ultra curta (USBL, *Ultra-Short Baseline*): < 10cm

LBL - Long Baseline Sistemas LBL calculam a posição do veículo em relação a transponders que são instalados no leito do oceano. O tempo de percurso de um sinal acústico entre o veículo e um transponder permite uma estimativa da distância entre eles. Utilizando a informação de três ou mais transponders é possível, por meio de um cálculo de trilateração, estimar a posição do veículo no plano XY.

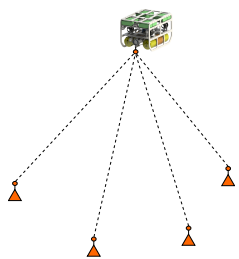


Figura 1: Long Baseline

SBL - Short Baseline No sistema SBL múltiplos transceivers (3 ou mais) são instalados no casco de um navio na superfície. A diferença do tempo de chegada de um sinal entre cada transceiver permite obter a atitude (*bearing*) do submersível em relação ao navio. A distância é obtida por meio do tempo de voo do sinal.

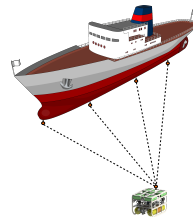


Figura 2: Short Baseline

USBL - Ultra-Short Baseline Um sistema USBL, também chamado de SSBL (*super short baseline*), utiliza um transceiver posicionado no casco de um navio, que possui um conjunto de transdutores (3 ou mais) separados entre si por uma distância na ordem de 10 centímetros, e um dispositivo acústico que pode ser um transponder ou um responder instalados no AUV.

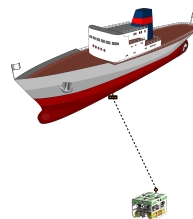


Figura 3: Ultra-Short Baseline

O transceiver emite um sinal de interrogação acústico, que quando detectado é respondido pelo transponder. O intervalo de tempo entre a interrogação e a resposta permite estimar a distância entre o navio e o AUV. Comparando a fase do sinal captado em cada transdutor do transceiver é possível calcular de que direção o sinal veio.

Localização Single-Beacon Um sistema de navegação com base em apenas uma referência acústica pode ser pensado, simplificada, como um LBL virtual. Ao invés de interrogar simultaneamente múltiplas referências, o sistema interroga uma única referência colocada em pontos distintos, como se estivesse movendo a referência e obtendo medidas virtuais dela. Métodos de navegação estimada são adotados para obter, a partir da localização conhecida da referência real, a posição das referências virtuais.

Sistemas de navegação com referências móveis se tornaram possíveis com o desenvolvimento de modems acústicos, que além de permitirem uma estimativa de distância pelo tempo de voo do sinal, possibilitam a transmissão de dados da localização do dispositivo. A referência [7] relata experimentos com modems acústicos de relógio sincronizado (*Synchronous Clock*). Com tal avanço, não é preciso utilizar o método tradicional de interrogação, em que o AUV transmite um sinal acústico e espera pela resposta da referência acústica, calculando a distância à partir do tempo de ida e volta

da mensagem. Neste caso, o modem acústico insere na mensagem uma marca temporal (*timestamp*) no início da transmissão. Qualquer veículo que receber a mensagem, e que tiver o relógio sincronizado com a fonte, pode estimar a distância desta. Tal metodologia é denominada de navegação acústica OWTT (*One-Way-Travel-Time*). Além de encurtar o tempo necessário para obter uma medida, permite avanços em sistemas de navegação com múltiplos AUVs.

3 Modelo do Sistema

Para o desenvolvimento de um sistema de localização para um determinado veículo é essencial o uso de um modelo deste. É ponto praticamente comum entre trabalhos desta área a adoção de um modelo cinemático do submersível, visto como um corpo rígido. Em muitas missões AUVs seguem trajetórias retilíneas ou em um padrão de cortador de grama (*lawn mowing pattern*), em que por boa parte do tempo o veículo possui velocidade aproximadamente constante. O modelo dinâmico, além de dificilmente estar disponível com boa precisão, varia de acordo com a configuração de equipamentos, que afetam na distribuição de peso ou em efeitos de arraste, por exemplo. Também é desejável que o algoritmo de localização seja relativamente independente do veículo utilizado. Considerando que o LUMA é uma plataforma de caráter experimental, sujeito a diversas alterações, não seria prático utilizar um modelo dinâmico.

O modelo cinemático que será apresentado nesta seção é baseado em [6] e trata basicamente da relação entre a velocidade do veículo nas coordenadas do corpo para a velocidade do veículo nas coordenadas inerciais. Para modelar o movimento do veículo consideramos este como um corpo rígido.

O movimento do sistema de coordenadas fixo ao corpo do veículo, $\Sigma_b(O_b - x_b y_b z_b)$, é descrito em relação a um referencial inercial, $\Sigma_i(O_i - xyz)$. Tais coordenadas estão representadas na figura 4. Sendo que a origem das coordenadas do veículo, O_b , é geralmente escolhida para coincidir com o centro de gravidade (CG) do veículo e os eixos x_b, y_b, z_b coincidindo com os eixos principais de inércia, se tais dados forem conhecidos. Para veículos marinhos, é assumido que a aceleração em um ponto na superfície da Terra pode ser desprezada. Esta é considerada uma boa aproximação, uma vez que o movimento da Terra dificilmente afeta veículos marinhos de baixa velocidade, de modo que um sistema de coordenadas Σ_i fixo à Terra pode ser considerado inercial.

A configuração do corpo em relação ao referencial inercial é definida pelo par (p_{ib}, R_{ib}) , que definem respectivamente uma operação de translação e uma de rotação. Temos que $p_{ib} \in \mathbb{R}^3$ é o vetor da posição de O_b em relação à O_i e

$R_{ib} \in SO(3)$ é a orientação das coordenadas Σ_b em relação às coordenadas Σ_i . Em que $SO(3)$ é o espaço das matrizes de rotação em $\mathbb{R}^{3 \times 3}$.

Há diversas definições para os ângulos de Euler, cada qual adotando uma sequência de rotações diferentes. Em veículos marítimos é comum o uso dos ângulos de Euler ZYX, comumente chamados de ângulos de *roll* (ϕ), *pitch* (θ) e *yaw* (ψ).

Para o modelo cinemático, o estado do veículo x_v é definido por 12 variáveis, nomeadas de acordo com o padrão SNAME (*Society of Naval Architects & Marine Engineers*), como indicado na Tabela 1 retirada de [10]. A posição e orientação do veículo são descritas nas coordenadas inerciais, enquanto velocidade linear e angular são expressas no sistema de coordenadas do veículo.

Considerando que as velocidades permaneçam constantes, o modelo cinemático do veículo fica reduzido a:

$$\dot{x}_v = \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} p_{ib} \\ \Theta_{ib} \\ v_{ib}^b \\ \omega_{ib}^b \end{bmatrix} = f(x_v) = \begin{bmatrix} R_{ib} v_{ib}^b \\ \mathcal{J} \omega_{ib}^b \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Sendo $p_{ib} = [x, y, z]^T$ o vetor de coordenadas do veículo em relação ao referencial inercial [m], $\Theta_{ib} = [\phi, \theta, \psi]^T$ o vetor de orientação do veículo em relação ao referencial inercial [rad], $v_{ib}^b = [u, v, w]^T$ o vetor de velocidade linear do veículo expresso nas coordenadas do veículo [m/s], $\omega_{ib}^b = [p, q, r]^T$ o vetor de velocidade angular do veículo expresso nas coordenadas do veículo [rad/s] e $\mathcal{J}$ a matriz de transformação da velocidade angular para a derivada dos ângulos de Euler.

O erro de aproximação do modelo pode ser representado pela adição de um ruído gaussiano branco $q(t)$, tal como é feito em [8]:

$$\dot{x}_v(t) = f(x_v(t)) + Gq(t) \quad (2)$$

$$\text{Em que } G = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} \\ I_{6 \times 6} \end{bmatrix} \text{ e } q(t) \sim N(0, Q(t))$$

4 Modelo dos Sensores

O veículo é equipado por um conjunto de sensores que permitem uma estimativa de seus estados. Cada sensor possui um sistema de coordenadas próprio $\Sigma_s(O_s - x_s y_s z_s)$ e sua medida deve ser mapeada de Σ_s para o sistema de coordenadas adequado.

4.1 Unidade de medição inercial

Uma unidade de medição inercial (IMU, *Inertial Measurement Unit*), no caso a *Spatial* da *Advanced Navigation*, é constituída por acelerômetros, giroscópios e magnetômetros, de modo que permite uma medida dos ângulos de Euler:

$$z_\Theta = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 6} \end{bmatrix} x_v$$

Tabela 1: Notação usada para veículos marinhos

DOF		velocidade linear e angular	posição e ângulos de Euler
1	movimento no eixo x (surge)	u	x
2	movimento no eixo y (sway)	v	y
3	movimento no eixo z (heave)	w	z
4	rotação ao redor do eixo x (roll)	p	ϕ
5	rotação ao redor do eixo y (pitch)	q	θ
6	rotação ao redor do eixo z (yaw)	r	ψ

Os giroscópios desta IMU medem a velocidade angular do veículo [rad/s]:

$$z_\omega = \omega_{is} = R_{sb}\omega_{ib}$$

$$= \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & R_{sb} \end{bmatrix} x_v$$

4.2 Profundímetro

Um sensor de pressão, Velki HPX, permite auferir a profundidade [m] do veículo diretamente:

$$z_{\text{prof}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0_{1 \times 9} \end{bmatrix} x_v$$

4.3 Modem Acústico

O WHOI Micromodem é um sistema de comunicação que trabalha com ondas acústicas e permite o envio de 32 bytes de dados por pacote. Com um modem no navio de apoio, localizado nas coordenadas (x_m, y_m, z_m) , e um no AUV, localizado em (x, y, z) , é possível auferir a distância entre os dois equipamentos por meio do tempo de voo do sinal acústico transmitido e de uma estimativa da velocidade do som no meio (c).

$$z_{\text{dist}} = \sqrt{(x - x_m)^2 + (y - y_m)^2 + (z - z_m)^2}$$

$$\approx c \times (t_{\text{recep.}} - t_{\text{envio}})$$

Isto será possível se os relógios estiverem sincronizados e o pacote de dados enviado contiver um *timestamp* do início da transmissão, tal como é feito em [7]. Caso a embarcação de apoio se locomova é preciso também enviar a localização (x_m, y_m, z_m) do transmissor.

Na configuração de um ROV, em que há um cabo umbilical, a comunicação via fibra óptica pode ser aproveitada para indicar o início da transmissão acústica e enviar os dados referentes à localização do equipamento na superfície. Deste modo apenas um pacote de *ping*, sem dados adicionais, é enviado, e as interrogações acústicas podem ser feitas com maior frequência.

Caso o veículo opere sem umbilical e não houver um sistema de relógios sincronizados, é preciso que o veículo interrogue a embarcação de apoio e este envie sua localização na resposta. Neste caso deve se considerar a posição do veículo no instante de interrogação (x_1, y_1, z_2) e no de recepção

(x_2, y_2, z_2) .

$$z_{\text{dist}} = \sqrt{(x_1 - x_m)^2 + (y_1 - y_m)^2 + (z_1 - z_m)^2}$$

$$+ \sqrt{(x_2 - x_m)^2 + (y_2 - y_m)^2 + (z_2 - z_m)^2}$$

$$\approx c \times (t_{\text{recep.}} - t_{\text{inter.}})$$

Uma análise aprofundada sobre diversos tipos de erros que podem degradar a medida do modem (e.g., incertezas na velocidade do som, refração no meio) é feita em [15].

4.4 Velocímetro

A velocidade de um veículo [m/s] submarino pode ser obtida tanto em relação a um referencial inercial quanto em relação à água. No primeiro caso temos uma medida direta de v_{ib}^b . Este caso é tratado na maioria dos trabalhos que utilizam um DVL em contato com o leito do oceano ([22]) ou quando um sistema de odometria visual é usado ([5], [17], [23]). Considerando $\Sigma_s(O_s - x_s y_s z_s)$ o sistema de coordenadas do sensor, temos:

$$z_v = v_{is}^s = R_{sb}(v_{ib}^b + \omega_{ib}^b \times p_{bs})$$

$$= R_{sb}v_{ib}^b - R_{sb}\hat{p}_{bs}\omega_{ib}^b$$

$$= \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & R_{sb} & -R_{sb}\hat{p}_{bs} \end{bmatrix} x_v$$

No segundo caso, a velocidade do veículo é estimada em relação à água, portanto é preciso definir um referencial que translada com a água, $\Sigma_a(O_a - x_a y_a z_a)$. Assumimos que a correnteza é irrotacional, possuindo apenas componentes de velocidade linear, v_{ia}^i . A medida obtida é a velocidade do veículo em relação à água visto nas coordenadas do veículo, v_{ab}^b , em que $v_{ib}^b = v_{ab}^b + R_{bi}v_{ia}^i$. Este caso é considerado em sistemas sem DVL, que estimam a velocidade por meio de um modelo dinâmico do veículo ([9]), pela calibração dos propulsores ([20], [3], [2], [11]) ou quando há DVL mas não há contato com o leito do oceano ([18]). No sistema de coordenadas do sensor, temos:

$$z_v = v_{as}^s = R_{sb}(v_{ab}^b + \omega_{ab}^b \times p_{bs})$$

$$= R_{sb}(v_{ib}^b - R_{bi}v_{ia}^i + \omega_{ib}^b \times p_{bs})$$

$$= R_{sb}v_{ib}^b - R_{sb}R_{bi}v_{ia}^i - R_{sb}\hat{p}_{bs}\omega_{ib}^b$$

$$= \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & R_{sb} & -R_{sb}\hat{p}_{bs} \end{bmatrix} x_v - R_{sb}R_{bi}v_{ia}^i$$

Em que $\omega_{ab}^b = \omega_{ib}^b$, uma vez que consideramos correntezas irrotacionais.

5 Filtros EKF e UKF

Para estimar o estado do veículo incorporando o modelo do sistema e medidas dos sensores, um filtro deve ser desenvolvido. Neste artigo apresentamos dois filtros que se baseiam na aproximação do Filtro de Kalman para sistemas não-lineares. Considerando o seguinte sistema linear:

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + q_k, \quad q_k \sim (0, Q_k) \\ z_k &= Hx_k + r_k, \quad r_k \sim (0, R_k) \end{aligned} \quad (3)$$

sendo A a matriz de estado, B a matriz de entrada, C a matriz de saída, x_k o vetor de estados, u_k o vetor de entrada, z_k o vetor de medidas e, q_k e r_k são ruídos brancos não correlacionados de média nula. O filtro de Kalman é um estimador de estados baseado no cálculo de um ganho ótimo de realimentação para um estimador de estados para sistemas lineares. Ele pode ser dividido em duas etapas: predição e atualização. A primeira atualiza a estimativa com base no modelo do veículo e a última incorpora medidas dos sensores.

Os filtros utilizam um modelo discreto do veículo. A discretização é feita por meio do método de Euler:

$$x_{k+1} = x_k + \begin{bmatrix} R(\Theta_k)v_k \\ \mathcal{J}_k\omega_k \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Delta t + q_k \quad (4)$$

$$Q_k = GQ(k\Delta t)G^T\Delta t \quad (5)$$

em que Δt é o período de discretização. Dependendo do equipamento utilizado para medir a velocidade, é necessário incluir a correnteza do oceano no vetor de estados. Consideramos que no período de operação do veículo, a correnteza permanece aproximadamente constante:

$$w_{k+1} = w_k + q_k, \quad q_k \sim (0, Q_k) \quad (6)$$

$$z_k = [z_{\text{dist}} \quad z_{\text{prof}} \quad z_{\text{imu}} \quad z_v \quad z_\omega]^T + r_k \quad (7)$$

5.1 Filtro de Kalman Estendido (EKF)

Considere o sistema não linear:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + q_k, \quad q_k \sim (0, Q_k) \\ z &= h(x) + r_k, \quad r_k \sim (0, R_k) \end{aligned} \quad (8)$$

Em ambas as etapas, predição e atualização, o sistema é linearizado em torno da estimativa, calculando os jacobianos da função não linear $f(x)$ e $h(x)$:

$$\begin{aligned} F(x) &= \frac{\partial f(x)}{\partial x} \\ &= \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & \frac{\partial R}{\partial \Theta} v \Delta t & R \Delta t & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} + \mathcal{J} \omega \Delta t & 0 & \mathcal{J} \Delta t \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} H(x) &= \frac{\partial h(x)}{\partial x} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{x}{z_{\text{dist}}} & \frac{y}{z_{\text{dist}}} & \frac{z}{z_{\text{dist}}} & 0_{1 \times 9} \\ 0 & 0 & 1 & 0_{1 \times 9} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Predição:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k|k-1} &= f(\hat{x}_{k-1|k-1}) \\ F_k &= \frac{\partial f(x)}{\partial x} \Big|_{x=\hat{x}_{k|k-1}} \\ P_{k|k-1} &= F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k \end{aligned} \quad (9)$$

em que $\hat{x}_{k|k-1}$ é a estimativa do estado *a priori* e $P_{k|k-1}$ é a covariância do erro *a priori*.

Correção:

$$\begin{aligned} H_k &= \frac{\partial h(x)}{\partial x} \Big|_{x=x_k} \\ K_k &= P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + Q_k)^{-1} \\ \hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h_k(\hat{x}_{k|k})) \\ P_{k|k} &= (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \end{aligned} \quad (10)$$

em que K_k é o ganho de Kalman, $\hat{x}_{k|k}$ é a estimativa do estado *a Posteriori* e $P_{k|k}$ é a covariância do erro *a posteriori*.

5.2 Unscented Transform (UT)

O *Unscented Kalman Filter* (UKF) se baseia no princípio apresentado por [19], onde é colocado que é mais fácil aproximar a distribuição de probabilidade de uma variável aleatória na forma de uma Gaussiana, do que aproximar uma função não-linear arbitrária em uma função linear. Isto é realizado por meio da *Unscented Transform* (UT).

A UT aplica a função não-linear sobre um conjunto de pontos selecionados criteriosamente em uma variável aleatória. Desta forma, parâmetros estatísticos do conjunto resultante são calculados para obter uma aproximação da média e da covariância da variável aleatória resultante. Os pontos, chamados de sigma, são escolhidos de forma determinística, de modo que o conjunto possua algumas propriedades de interesse. Há diversos métodos para a seleção do conjunto de pontos sigma, como por exemplo [12]: simplex, simétrico e escalonado, sendo este último o mais utilizado [13], e portanto o que será utilizado neste trabalho.

A escolha dos pontos sigma é definida da se-

guinte forma:

$$\begin{aligned}
\hat{x}^{(0)} &= \hat{x} \\
\hat{x}^{(i)} &= \hat{x} + (\sqrt{(n+\lambda)P})_i, \quad i = 1, \dots, n \\
\hat{x}^{(i)} &= \hat{x} - (\sqrt{(n+\lambda)P})_i, \quad i = n+1, \dots, 2n \\
W^{(0)} &= \lambda/(n+\lambda) \\
W^{(i)} &= 1/[2(n+\lambda)], \quad i = 1, \dots, 2n \\
W_c^{(0)} &= (1 - \alpha^2 + \beta) + W^{(0)} \\
W_c^{(i)} &= W^{(i)}, \quad i = 1, \dots, 2n \\
\lambda &= \alpha^2(n + \kappa) - n
\end{aligned}$$

Em que $W_m^{(i)}$ é o peso associado ao ponto $x^{(i)}$ para o cálculo da média e $W_c^{(i)}$ é o peso para o cálculo da covariância. Os parâmetros β , κ e α são os graus de liberdade da transformada.

A propagação dos pontos sigma por meio da função não-linear é dado por:

$$\hat{y}^{(i)} = f(\hat{x}^{(i)}), \quad i = 1, \dots, 2n$$

e o cálculo da média e da covariância da estimativa:

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^{2n} W^{(i)} \hat{y}^{(i)} \quad (11)$$

$$P = \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} (\hat{y}^{(i)} - \hat{y})(\hat{y}^{(i)} - \hat{y})^\top \quad (12)$$

5.3 Unscented Kalman Filter (UKF)

Considerando o mesmo sistema utilizado para a derivação do EKF, o UKF repete a formulação do filtro de Kalman, descrito nas duas etapas, predição e correção:

Predição:

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W^{(i)} f(x_{k-1|k-1}^{(i)}) \quad (13)$$

$$\begin{aligned}
P_{k|k-1} &= R_k \\
&+ \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} (f(x_{k-1|k-1}^{(i)}) - \hat{x}_{k|k-1})(f(x_{k-1|k-1}^{(i)}) - \hat{x}_{k|k-1})^\top \quad (14)
\end{aligned}$$

Correção:

Na etapa de correção, é necessário definir um vetor de inovação v que é a diferença entre a medida obtida e a medida esperada com base na es-

timativa *a priori*.

$$\begin{aligned}
C_k &= \sum_{i=0}^{2n} W_c^{(i)} ((x_{k|k-1}^{(i)})^{(i)} - \hat{x}_{k|k-1}) \\
&\quad (h(x_{k-1|k}^{(i)}) - \hat{x}_{k|k-1})^\top \quad (15)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
K_k &= C_k * (P + R_k)^{-1} \\
\hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + K_k(y_k - \hat{y}_k) \\
P_{k|k} &= P_{k|k-1} - K_k(P + R_k)K_k^\top \quad (16)
\end{aligned}$$

em que C_k é a matriz de correlação entre o erro *a priori* e a inovação.

6 Sistema de Localização Proposto

O sistema de localização proposto necessita de um conhecimento prévio de parâmetros dos sensores utilizados. É preciso estimar a matriz de covariância destes (ver [22]). Como não consideramos o uso de um DVL e desejamos um sistema que não dependa de um modelo dinâmico do veículo, há duas possibilidades para a medição de velocidade: por meio da rotação dos propulsores (ver [20], [3], [2], [11]) ou por odometria visual (ver [5], [?], [17], [23]). De qualquer modo uma calibração prévia se faz necessária.

No ambiente de operação é preciso obter uma estimativa da correnteza do oceano e da velocidade do som no ambiente.

A posição do veículo é inicializada na superfície por meio de um GPS. Ao submergir, o filtro estima o estado do veículo por meio de navegação estimada, com base no Profundímetro, IMU e Velocímetro. A velocidade é inicialmente estimada por meio da rotação dos propulsores e quando houver visibilidade do leito do oceano o sistema de odometria visual será utilizado.

A recepção de um sinal acústico permite estimar a distância entre o veículo e a referência na superfície, limitando o erro na estimativa das coordenadas (x, y) . Havendo um cabo umbilical, a fibra óptica será utilizada para sinalizar o início de uma transmissão, bem como para enviar os dados da localização do transmissor da superfície.

7 Simulações

As simulações realizadas para este trabalho utilizaram os parâmetros de [4], do Centro de Pesquisas em Robótica (RRC) da Universidade Tecnológica de Nanyang, conhecido como RRC ROV. Para mais detalhes pode-se consultar [14].

Na tabela 2 são apresentados os sensores a serem considerados, assim como informação do ruído de medição.

As correntezas foram modeladas como constantes, i.e. $v_i^a = [0.05 \ 0.01 \ 0]^T$. Para o filtro UKF é preciso sintonizar os parâmetros α, β, κ .

Sensor	Frequência	Ruído
Profundímetro	10Hz	0,5 m
GPS	1 Hz	0,5 m
IMU	10 Hz	0,5°
Giroscópio	10 Hz	1°/s
Velocidade Lin.	10 Hz	0,1 m/s
Modem	0.1 Hz	3,3 m

Tabela 2: Parâmetros dos sensores

Desta forma, para incorporar as medidas com ruídos gaussianos, foi utilizado $\beta = 2$, valor ótimo para este caso, $\alpha = 1e-3$ e $\kappa = 0$. Para a medida de distância captada do modem acústico foi amostrado, a partir de uma distribuição gaussiana, um conjunto de 10000 possíveis estados iniciais do veículo. Para cada ponto simulamos uma medida de distância com o ruído de distribuição não-gaussiana. A etapa de correção do filtro UKF é aplicada com diferentes valores para β e o erro quadrático médio da posição estimada do veículo é calculada. A partir desta análise, o erro mínimo para o conjunto de pontos e medidas considerado está na ordem de $\beta=20000$. Definimos $\alpha = 0,5$ e $\kappa = 0$, pois variações em torno desses valores não mostraram melhoras significantes na estimativa.

No cenário simulado foi considerado que o veículo está inicialmente na superfície em alto-mar, submerge até chegar a 1000 metros de profundidade, quando a odometria visual é ativada e o veículo percorre uma trajetória retilínea.

Para a primeira simulação foi considerado um Modem Acústico fixo em um ponto na superfície, situação que ocorreria com a embarcação de apoio ancorada ou em um porto, que manda a cada 10 segundos um sinal contendo sua localização obtida por GPS. As figuras 5, 6 e 7 mostram o resultado de uma simulação nessas condições.

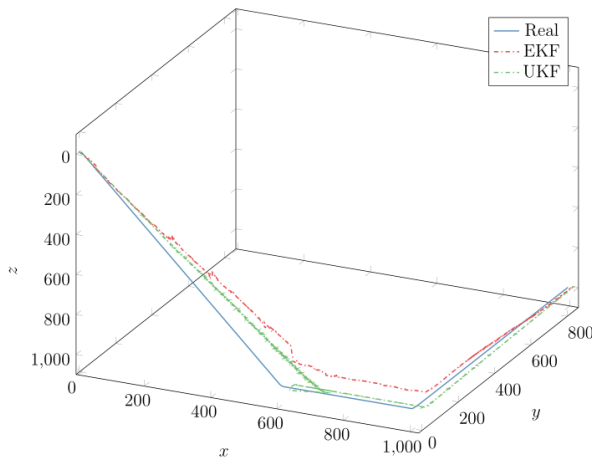


Figura 4: Posição do ROV [m]

É possível notar que há um erro crescente na estimativa da posição enquanto o veículo mede a própria velocidade considerando apenas a rota-

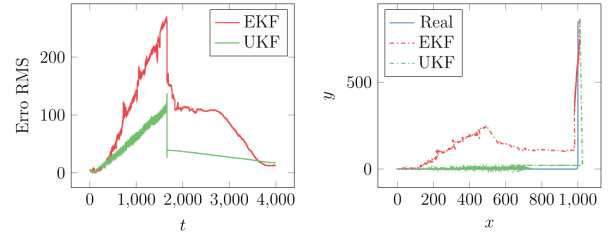


Figura 5: Erro RMS de Posição e a trajetória no plano xy [m]

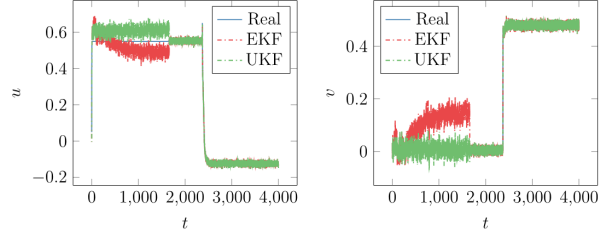


Figura 6: Velocidade estimada do ROV [m/s]

ção dos propulsores. Para este caso, o erro RMS atinge um máximo da ordem de 100 metros para o filtro UKF, e de 250 metros para o EKF. Quando o veículo obtém contato visual com o leito do oceano, em $t = 1700s$, a odometria visual é ativada permitindo uma melhoria na estimativa da posição.

Para comparar a eficiência dos filtros foram realizadas 20 simulações em diferentes condições iniciais e medidas para a mesma trajetória. O seguinte resultado foi obtido:

Método	Erro RMS da Posição xy
EKF	85,77
UKF	46,12

Tabela 3: Erro RMS de 20 simulações

O mesmo experimento foi realizado considerando o caso em que o Modem Acústico está em uma embarcação móvel, que percorre uma trajetória circular na superfície com raio de 200 metros. O seguinte resultado foi obtido:

Método	Erro RMS da Posição xy
EKF	22,46
UKF	47,04

Tabela 4: Erro RMS de 20 simulações

Neste segundo caso o filtro EKF obtém uma melhoria considerável, o que corrobora a hipótese de que a qualidade de sua estimativa é mais suscetível a perda de observabilidade por conta do processo de linearização [1]. Quanto ao filtro UKF, o erro é consideravelmente maior que o EKF, no entanto é da mesma ordem que o do caso anterior, com Modem Acústico fixo.

8 Conclusões

A contribuição principal deste trabalho é a proposta de um sistema de localização de custo reduzido e adequado ao conjunto de equipamentos utilizados pelo ROV estudado. Até o presente momento, o filtro UKF não havia sido aplicado no contexto de um sistema de localização com base em apenas uma referência acústica. Mostramos sua viabilidade e capacidade de, em determinadas condições, obter estimativas melhores que as do filtro EKF estendido convencional. Os trabalhos desta área que não utilizam um sensor DVL estimam a velocidade a partir da rotação dos propulsores. Aqui, propomos o uso de um sistema de odometria visual que permite uma melhoria significativa no sistema de localização proposto.

Agradecimentos

Este trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq, CAPES e FAPERJ.

Referências

- [1] F. Arrichiello, G. Antonelli, A. P. Aguiar, and A. Pascoal, "An observability metric for underwater vehicle localization using range measurements," *Sensors*, vol. 13, no. 12, pp. 16 191–16 215, 2013.
- [2] P. Baccou and B. Jouvencel, "Simulation results, post-processing experimentations and comparisons results for navigation, homing and multiple vehicles operations with a new positioning method using on transponder," in *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, vol. 1, Outubro 2003, pp. 811–817.
- [3] P. Baccou and B. Jouvencel, "Homing and navigation using one transponder for AUV, postprocessing comparisons results with long base-line navigation," in *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, vol. 4, Maio 2002, pp. 4004–4009.
- [4] C. S. Chin, *Computer-Aided Control Systems Design*. Estados Unidos: CRC Press Inc, 2013.
- [5] P. Corke, C. Detweiler, M. Dunbabin, M. Hamilton, D. Rus, and I. Vasilescu, "Experiments with underwater robot localization and tracking," in *2007 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Abril 2007, pp. 4556–4561.
- [6] R. Eustice, H. Singh, M. Leonard, J. and Walter, and R. Ballard, "Recent advances in synchronous-clock one-way-travel-time acoustic navigation," in *Proc. of Robotics Science and Systems*, June 2005, pp. 57–64.
- [7] R. Eustice, L. Whitcomb, H. Singh, and M. Grund, "Recent advances in synchronous-clock one-way-travel-time acoustic navigation," in *OCEANS 2006*, Setembro 2006, pp. 1–6.
- [8] R. M. Eustice, "Large-area visually augmented navigation for autonomous underwater vehicles," Ph.D. dissertation, Dept. of Ocean Eng., MIT/WHOI, Cambridge, Estados Unidos, Junho 2005.
- [9] B. Ferreira, A. Matos, and N. Cruz, "Single beacon navigation: Localization and control of the MARES AUV," in *OCEANS 2010*, Setembro 2010, pp. 1–9.
- [10] T. I. Fossen, *Guidance and control of ocean vehicles*. Chichester, Inglaterra: Wiley, 1994.
- [11] A. S. Gadre, "Observability analysis in navigation systems with an underwater vehicle application," Ph.D. dissertation, Virginia Polytechnic Institute, 2007.
- [12] M. S. Grewal and A. A. P., *Kalman Filtering - Theory and Practice Using MATLAB*. Wiley, 2008.
- [13] S. Julier and J. Uhlmann, "Unscented filtering and nonlinear estimation," *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 401–422, Mar. 2004.
- [14] V. Lima, "Localização submarina utilizando uma única referência acústica via filtro UKF," Master's thesis, Dept. Electrical Eng., Federal University of Rio de Janeiro, Brazil, 2015.
- [15] S. McPhail and M. Pebody, "Range-only positioning of a deep-diving autonomous underwater vehicle from a surface ship," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 34, no. 4, pp. 669–677, Outubro 2009.
- [16] L. Paull, S. Saeedi, M. Seto, and H. Li, "AUV navigation and localization: A review," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 39, no. 1, pp. 131–149, Janeiro 2014.
- [17] J. Salvi, Y. Petillot, and E. Batlle, "Visual SLAM for 3D large-scale seabed acquisition employing underwater vehicles," in *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ Int. Conf. on*, Setembro 2008, pp. 1011–1016.
- [18] M. J. Stanway, "Water profile navigation with an acoustic doppler current profiler," in *OCEANS 2010 IEEE - Sydney*, Maio 2010, pp. 1–5.
- [19] J. K. Uhlmann, "Simultaneous map building and localization for real time applications," Ph.D. dissertation, University of Oxford, 1994.
- [20] J. Vaganay, P. Baccou, and B. Jouvencel, "Homing by acoustic ranging to a single beacon," in *OCEANS 2000 MTS/IEEE Conf. and Exhibition*, vol. 2, Setembro 2000, pp. 1457–1462 vol.2.
- [21] K. Vickery, "Acoustic positioning systems. a practical overview of current systems," in *Autonomous Underwater Vehicles, 1998. AUV'98. Proceedings of the 1998 Workshop on*, Agosto 1998, pp. 5–17.
- [22] S. E. Webster, R. M. Eustice, H. Singh, , and L. L. Whitcomb, "Advances in single-beacon one-way-travel-time acoustic navigation for underwater vehicles," *The Int. Journal of Robotics Research*, vol. 31, pp. 935–949, 2012.
- [23] S. Wirth, P. Negre Carrasco, and G. Codina, "Visual odometry for autonomous underwater vehicles," in *OCEANS - Bergen, 2013 MTS/IEEE*, Junho 2013, pp. 1–6.