



Monitoramento da temperatura de óleo em um sistema de tubulação multicamadas utilizando filtro Bayesiano ASIR

Monitoring oil temperature in a multilayered pipeline system using the Bayesian filter ASIR

Micheli Nolasco Araújo¹

Leticia Costa Novello de Mattos²

Társis Baia Fortunato³

Julio Cesar Sampaio Dutra⁴

Wellington Betencurte da Silva⁵

Resumo: Assegurar o escoamento da produção de óleo em sistemas *offshore*, a partir de reservatórios localizados em ambientes de águas profundas, é uma das maiores preocupações para operações de exploração de petróleo. Neste cenário, o monitoramento térmico é crucial para evitar e controlar a formação de depósitos sólidos dentro da tubulação, acarretando no bloqueio da linha, se condicionada a fatores operacionais adversos. Em algumas situações, paradas totais do processo se fazem necessárias para desbloqueio do sistema, resultando em prejuízos financeiros. Um método de prevenção utilizado em sistemas *offshore* é o *Pipe-in-Pipe* (PIP) com aquecimento ativo. Essa tubulação é formada por dois tubos metálicos concêntricos cujo espaço anelar é preenchido com material isolante com aquecimento elétrico, de modo a compensar as perdas de calor do sistema e manter a temperatura do fluido a uma temperatura de referência. Neste trabalho, o conceito de estimação de estado é usado como uma técnica para reconstruir o campo de temperaturas da seção transversal de uma tubulação multicamadas a partir de medidas não intrusivas de temperatura obtidas com um único sensor. O filtro Bayesiano ASIR (*Auxiliary Sampling Importance Resampling*), junto com o método de volumes finitos com uma formulação implícita, foi

¹ UFES – Universidade Federal do Espírito Santo

² UFES – Universidade Federal do Espírito Santo

³ UFES – Universidade Federal do Espírito Santo

⁴ UFES – Universidade Federal do Espírito Santo

⁵ UFES – Universidade Federal do Espírito Santo

aplicado para a resolução do problema de transferência de calor no PIP. Como resultado, obteve-se uma solução consistente para o problema, que pode ser aplicada a sistemas de controle *online*, a fim de se manter a temperatura do óleo acima da temperatura crítica de formação de depósitos sólidos na linha.

Palavras-chave: Garantia de escoamento; depósitos sólidos; sistema *Pipe-in-Pipe*; filtros Bayesianos.

Abstract: Flow assurance in oil production in offshore systems, from reservoir located in deep water environments, is one of the main concerns for operations in oil exploration. In this context, thermal monitoring is crucial to avoid and control solid deposits formation inside the pipeline, which in adverse operating conditions, may result in line blockage. In several situations, total stop of the process becomes necessary to unblock the system, resulting in financial losses. One prevention alternative is to make use of a pipe-in- pipe (PIP) system with active heating. The pipeline, applied in offshore systems, comprises two metallic pipes with insulating material in between spaces and active heating, in order to compensate heat and maintain fluid temperature at a reference point. In this paper, the concept of state estimation was used as a technique to rebuild the temperature field of a pipeline cross-section from non-intrusive measures of temperature obtained with only one sensor. The Bayesian filter ASIR (Auxiliary Sampling Importance Resampling), combined with finite volume method considering implicit formulation, was applied to solve the heat transfer in the PIP problem. As a result, the consistent solution obtained may be applied to online control systems to keep oil temperature above the critical temperature to avoid the formation of solid deposits on the pipeline.

Keywords: Flow assurance; solid deposits; Pipe-in-Pipe system; Bayesian filtering.

1. Introdução

Ultimamente, um dos maiores desafios da indústria petrolífera é garantir o escoamento em arranjos submarinos localizados em águas profundas e ultra profundas. Problemas técnicos relacionados à natureza no fluido produzido podem gerar bloqueio da linha, acarretando em prejuízos financeiros. Sob esse ponto de vista, monitorar a temperatura do fluido a valores menores que sua temperatura inicial de aparecimentos de cristais (TIAC) se faz necessário a fim de se prevenir a deposição de sólidos, como parafinas e hidratos, nas paredes da tubulação (Vianna *et al.*, 2013).

No escoamento multifásico (água, óleo e gás), variações na temperatura e pressão podem causar sérios riscos à produção; já que em altas pressões e baixas temperaturas, moléculas de gás são aprisionadas em estruturas cristalinas pelo agrupamento de moléculas de água, os chamados hidratos. Essas estruturas podem acarretar riscos de segurança à produção multifásica em dutos, pois se depositam em sua superfície formando “plugues”, que podem causar diminuição da vazão ou o bloqueio total das linhas submarinas (Kashou *et al.*, 2004). A formação de parafinas é um fenômeno natural da maioria dos óleos devido à presença de parafinas de alto peso molecular, podendo ser acelerado devido ao decaimento da temperatura (Vianna *et al.*, 2013).

Algumas técnicas são utilizadas para prevenir a formação de depósitos orgânicos ou inorgânicos, entre elas, pode-se citar o uso de um sistema *Pipe-in-Pipe* (PIP) com aquecimento ativo. Os sistemas PIP são amplamente utilizados em campos *offshore*, onde a pressão operacional é elevada e a tubulação longa. São providos de um tubo interno, por onde os fluidos escoam, e de um tubo externo, em que o espaço anular entre eles é preenchido com material isolante. O isolamento térmico atua de forma a minimizar a troca térmica. Assim, durante uma parada de produção, os fluidos têm sua energia conservada, o que evita problemas no bombeamento da linha associados à solidificação dos fluidos (Silva, 2008). No aquecimento ativo, uma corrente elétrica flui pela parede do tubo, que atua como um condutor elétrico, a fim de manter o fluido produzido a uma temperatura ótima de trabalho. Proporciona diversas vantagens em campos *offshore*, como a eliminação da necessidade de depressurização do duto, assim como a remoção plugues na linha (Freitas *et al.*, 2005).

An e Su (2015) propuseram vários modelos a parâmetros concentrados, a fim de analisar a condução de calor transiente, durante o escoamento dos fluidos, na direção longitudinal, em dutos multicamadas com aquecimento ativo. Concluíram que este é um fator importante para a garantia de escoamento em gasodutos submarinos, uma vez que o estudo mostrou que a utilização de aquecimento elétrico, com taxas de geração de calor lineares, produziu um aumento na temperatura de saída do fluido, o que pode retardar ou inibir a solidificação.

Uma das dificuldades relacionadas a sistemas petrolíferos, localizados em águas ultra profundas, é a aquisição de dados confiáveis referentes ao processo. Dessa forma, a estimação de estado vem como uma ferramenta para a predição de informações reais, ou mais próximas de realidade, do sistema. Nesses problemas, as observações obtidas durante a evolução do sistema são utilizadas, juntamente das informações sobre o fenômeno físico e dos dispositivos de medição a fim de produzir estimativas das variáveis dinâmicas desejadas (Vianna, 2009). A inferência Bayesiana consiste na aplicação de métodos recursivos para previsão e atualização de estados dinâmicos de um sistema, a partir de informações conhecidas a priori (Ribeiro, 2012). Destacam-se os filtros Bayesianos como os de Kalman e os de partículas SIR (*Sampling Importance Resampling*) (Gordon *et al.*, 1993) e ASIR (*Auxiliary Sampling Importance Resampling*) (Pitt & Shephard (1999); Doucet *et al.*, 2001). Os algoritmos do filtro de partículas utilizam geralmente uma densidade de importância, que é a densidade proposta para representação de outra que não pode ser computada, sendo essa a densidade *a posteriori* procurada. Assim, as informações são extraídas a partir dessa densidade de importância ao invés da densidade verdadeira (Orlande, 2012).

Silva *et al.* (2011) aplicaram dois filtros Bayesianos no problema unidimensional de transferência de calor com solidificação com o intuito de estimar o local da frente de solidificação, assim como a intensidade de um dissipador de calor. Teve como objetivo principal discutir e comparar o desempenho dos filtros de partículas SIR e ASIR. O último obteve melhor desempenho, utilizando 50 vezes menos partículas que o SIR. Além disso, o ASIR teve menor tempo computacional para a mesma ordem de exatidão dos resultados que o filtro SIR.

Nesse contexto, esse trabalho tem como objetivo monitorar o campo de temperatura da seção transversal de uma tubulação multicamadas, utilizando a estimativa de estado, por meio do filtro Bayesiano ASIR, para estimação do estado do sistema, a partir da medida em um ponto da tubulação PIP.

2. Fundamentos teóricos

2.1. O Método dos Volumes Finitos

O método dos volumes finitos se baseia na aplicação do balanço de fluxo das propriedades sobre um domínio discreto. Neste método, o domínio de cálculo é dividido em volumes discretos não sobrepostos, os volumes elementares (Vianna *et al.*, 2013). As equações aproximadas por volumes finitos podem ser obtidas ao se aplicar os balanços da propriedade em questão ou integrando as equações sob a forma conservativa sobre o volume elementar, no espaço e no tempo. Destaca-se ainda que, na forma conservativa, ou forma divergente, a

equação tem os fluxos expressos pelo sinal da derivada, assim, na primeira integração, aparecem os fluxos nas fronteiras do volume elementar, o que equivale ao balanço (Maliska, 2012).

No método dos volumes finitos, primeiramente deve-se dividir o domínio do problema em volumes elementares, sendo que os pontos podem estar centralizados no interior do volume de controle (configuração *cell center*) ou localizado nos vértices (*cell vertex*).

A Figura 1 representa o método dos volumes finitos para uma geometria unidimensional, onde o ponto P é o ponto nodal central, enquanto que os nós são identificados pelas letras W, oeste, e E, leste. A face do lado oeste do volume de elementar é representada pela letra w e face do lado leste pela letra e. Numa malha uniforme, as distâncias entre os nós W e P, e entre os nós P e E são idênticas e definidos como Δr (Vianna *et al.*, 2013).

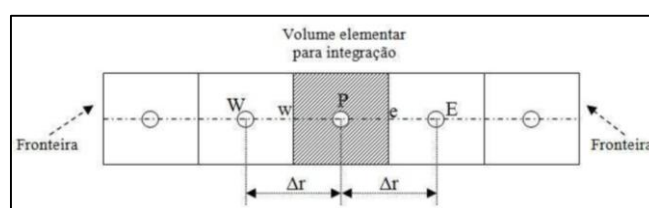


Figura 1: Representação do método dos volumes finitos. Fonte: Maliska (2012).

A discretização temporal das equações pode ser explícita ou implícita. A formulação explícita dá origem a um conjunto de equações algébricas que podem ser solucionadas separadamente, sem a necessidade da resolução de um sistema linear. Já a formulação implícita resulta em um sistema de equações dependentes entre si (Maliska, 2012). A forma explícita possui restrição na escolha do tamanho do passo no tempo, já o esquema implícito resulta num sistema cuja solução demanda alto custo computacional, porém a formulação implícita representa uma interessante alternativa para solução de problemas bidimensionais parabólicos (problemas que envolvem convecção) e elípticos (envolvem difusão), por decompor a matriz pentadiagonal em matrizes tridiagonais que podem ser resolvidos pelo algoritmo de Thomas (Fletcher, 1988).

A singularidade do método dos volumes finitos consiste na integração do volume de controle sobre os pontos nodais P, que resultam em uma equação discretizada, que pode ser interpretada fisicamente como uma equação de balanço. Este método é vastamente empregado devido ao seu processo de discretização simples e sua relativa facilidade de implementação (Vianna *et al.*, 2013).

2.2. O Filtro de Partículas

Os filtros de partículas foram empregados como um método não intrusivo para estimar as variáveis de estado que representam o campo de temperatura do fluido produzido, a partir de medidas realizadas em um único ponto.

A estimativa de parâmetros via inferência Bayesiana consiste basicamente na análise da função densidade de probabilidade a posteriori, que representa a distribuição de probabilidade dos parâmetros condicionada às medidas (Kaipio *et al.*, 2004). Esta distribuição de probabilidade a posteriori pode ser obtida através do teorema de Bayes, descrito pela Eq. (1):

$$\pi_{posteriori}(x_k) = \frac{\pi(x_k)\pi(z_k|x_k)}{\pi(z_k)} \quad (1)$$

Para resolver o problema de estimação considera-se o modelo de evolução representado pela Eq. (2):

$$x_k = f_{k-1}(x_{k-1}, \mu_{k-1}, v_{k-1}) \quad (2)$$

Em que o subscrito k representa o instante do tempo t_k , variando de um tempo inicial até um tempo final no sistema dinâmico. O vetor que contém as variáveis a serem estimadas é chamado de vetor de estado $x \in R^{n_x}$. Este vetor avança no tempo de acordo com o modelo de evolução do estado dado pela Eq. (2), em que f é considerada uma função não linear das variáveis de estado, da variável de entrada μ e do vetor de incertezas $v \in R^{n_v}$, que representa o ruído do estado (Kaipio *et al.*, 2004).

O modelo de observação é dado pela Eq. (3), onde $z \in R^{n_z}$ é o vetor de medidas e $n \in R^{n_n}$ representa o ruído das medidas.

$$z_k = h_k(x_k, n_k) \quad (3)$$

O problema de estimativa de estado tem como objetivo obter as informações sobre o vetor x_k baseando-se nos modelos de evolução e de observação (medidas) dados pelas Eq. (2) e (3), sendo utilizadas as seguintes suposições (Kaipo & Somersalo, 2004):

A sequência x_k com $k = 1, 2, \dots$ é um processo Markoviano de primeira ordem, isto é, a probabilidade de um estado depende apenas do seu estado anterior:

$$\pi(x_k|x_0, \dots, x_{k-1}) = \pi(x_k|x_{k-1}) \quad (4)$$

A sequência z_k com $k = 1, 2, \dots$ é um processo Markoviano com respeito à história de x_k , mostrando que o modelo probabilístico das medidas só depende do estado atual:

$$\pi(z_k|x_0, x_1, \dots, x_k) = \pi(z_k|x_k) \quad (5)$$

A sequência x_k é dependente somente da sua observação passada, através da sua própria história:

$$\pi(x_k|x_{k-1}, z_{1:k-1}) = \pi(x_k|x_{k-1}) \quad (6)$$

Os filtros de partículas obtêm a distribuição do estado *a posteriori* a partir da geração de partículas representativas do estado anterior com seus respectivos pesos de importância (Hammersley e Hanscomb, 1964; Arulampalam *et al.*, 2002). Quanto maior o peso, maior é a importância da partícula para estimação. O filtro ASIR, o qual foi utilizado neste trabalho, tem como objetivo aumentar o número de partículas com alto peso de importância, a partir da etapa de reamostragem. O algoritmo utilizado para a implementação do problema é representado pela Figura 2.

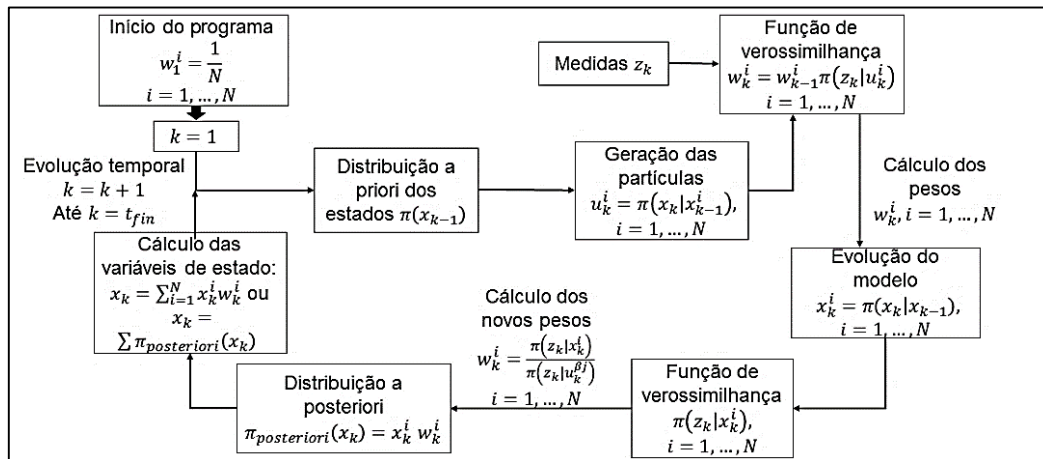


Figura 2: Representação esquemática do filtro ASIR.

3. Metodologia

A formulação matemática utilizada é a mesma de Vianna *et al.* (2013), obtida para um duto com 4 camadas concêntricas: fluido, duto interno, isolante térmico e duto externo, como apresentado na Figura 3.

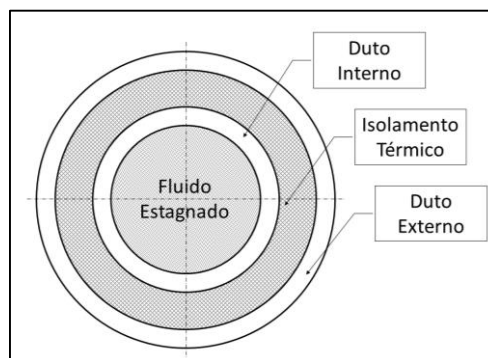


Figura 3: Esquema do duto multicamadas.

Para obtenção do modelo (Vianna *et al.*, 2013), a condução de calor é considerada transiente e unidimensional na direção radial. O fluido é suposto estar estagnado para simular uma condição de parada no fluxo do óleo. As camadas são consideradas homogêneas,

isotrópicas com propriedades constantes. Além disso, o aquecimento ativo direto é representado por meio de um termo fonte de geração.

O modelo geral em coordenadas cilíndricas e adimensionado é dado pela Eq. (7), com $i = 0, 1, 2$ e 3 para as camadas concêntricas, respectivamente.

$$P_i C_i \frac{\partial \theta_i}{\partial \tau} = \frac{1}{R} \frac{\partial}{\partial R} \left(K_i R \frac{\partial \theta_i}{\partial R} \right) + G_i \quad (7)$$

Empregaram-se os seguintes grupos adimensionais dados pelas Eq. (8).

$$\begin{aligned} \theta_i(R, \tau) &= \frac{T_i(r, t) - T_\infty}{T_0 - T_\infty} \\ R &= \frac{r}{r^*}, P_i = \frac{\rho_i}{\rho^*}, C_i = \frac{Cp_i}{Cp^*} \\ K_i &= \frac{k_i}{k^*}, \tau = \frac{k^* t}{\rho^* Cp^* r^{*2}}, \\ Bi &= \frac{h r^*}{k}, T^* = T_0 - T_\infty, G = \frac{r^{*2} g}{k T^*} \end{aligned} \quad (8)$$

Em que θ é a temperatura adimensional, R a posição radial adimensional, τ o tempo adimensional, P_i a densidade adimensional, C_i a capacidade calorífica adimensional, K_i a condutividade térmica adimensional, r^* o raio externo [m], ρ^* a densidade de referência [kg/m^3], Cp^* a capacidade calorífica de referência [$J/kg \text{ } ^\circ C$], k^* a condutividade térmica de referência [$W/m \text{ } ^\circ C$], Bi número de Biot, T^* temperatura de referência e G o termo fonte adimensional.

As condições de contorno e iniciais são dadas pelas seguintes expressões:

Condição de simetria no centro

$$-K_0 \frac{\partial \theta_0}{\partial R} = 0 \quad (9)$$

Contato térmico perfeito nas interfaces:

$$K_i \frac{\partial \theta_i}{\partial R} = K_{(i+1)} \frac{\partial \theta_{(i+1)}}{\partial R} \quad (10)$$

Convecção na superfície externa:

$$K_3 \frac{\partial \theta_3(R, \tau)}{\partial R} + Bi \theta_3(R, \tau) = 0 \quad (11)$$

Condições iniciais:

$$\theta_i(R, 0) = \theta_{i0} \quad (12)$$

Dessa forma, uma equação foi proposta para cada camada do PIP. As mesmas foram resolvidas pelo método dos volumes finitos como uma formulação implícita, resultando em uma solução conservativa. Assim, foram obtidas equações discretizadas para cada camada e suas respectivas interfaces. A seguir são apresentados os resultados.

4. Resultados e discussão

4.1. Análise da solução do modelo

Para a verificação da solução, foi feita uma comparação dos resultados obtidos com os de Vianna *et al.* (2013), que implementou por volumes finitos com formulação explícita.

Foram consideradas as mesmas condições: o fluido se encontra estagnado com temperatura inicial de 80 °C e temperatura da água do mar de 4 °C. As demais propriedades e parâmetros são dados na Tabela 1.

Tabela 1: Propriedades e parâmetros do sistema.

Propriedades	Meio externo	Fluido	Duto interno	Camada isolante	Duto externo
Condutividade Térmica [$\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\text{°C}^{-1}$]	0,59	0,1234	52,34	52,34	0,17
Massa Específica [$\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$]	922,52	922,52	7700	7700	750
Calor Específico [$\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}\text{°C}^{-1}$]	3993,00	1929,20	502,1	2000	502,1
Coefficiente de Troca Térmica [$\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\text{°C}^{-1}$]	2035,00	-	-	-	-
Diâmetro interno [m]	-	-	0,20	-	0,35
Diâmetro externo [m]	-	-	0,25	-	0,40
Composição	Água a 4°C	Petróleo	Aço Carbono	Poli-propileno	Aço Carbono

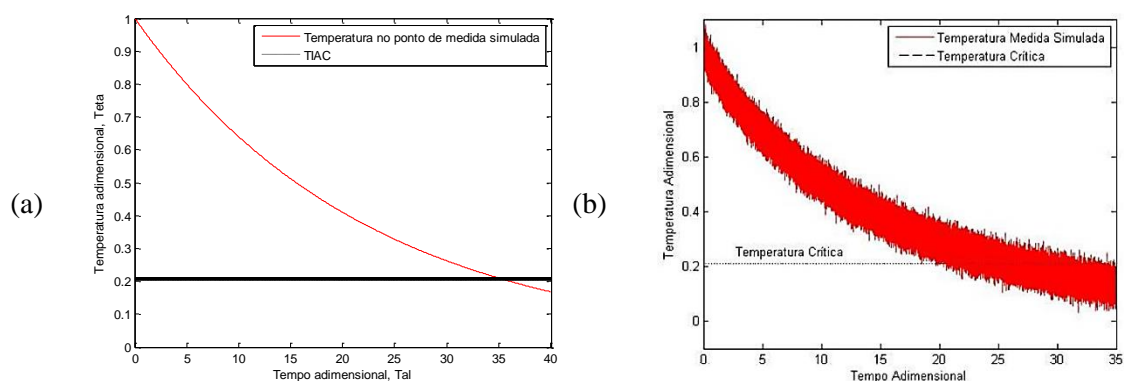


Figura 4: Comparação dos perfis dinâmicos da temperatura no ponto de medição: (a) solução deste trabalho; (b) solução de Vianna *et al.* (2013).

A partir da Figura 3b, considerou-se que a solução de Vianna (2010), com desvio padrão de 2 °C, alcança a TIAC em $\tau = 35$, usando 50 volumes de controle, sendo 30 para a camada fluida, 5 para o duto interno, 10 para o isolamento térmico e 5 para o duto externo.

Conseguiu-se que a solução deste trabalho chegasse o valor de TIAC no mesmo instante ao aumentar o número de volumes de controle da camada isolante de 10 para 33. Uma das possíveis causas dessa discrepância é o fato do modelo deste trabalho não considerar a variação das propriedades com a temperatura.

A modificação do número de volumes foi possível porque a formulação implícita, empregada neste trabalho, não está condicionada ao critério de estabilidade, como ocorre com a explícita. Com isso, há liberdade na escolha da quantidade de volumes finitos.

Verificou-se também a qualidade da malha (teste de convergência). Para isso, foi fixado o número de volumes e analisada a variação entre as soluções através da comparação da média entre as temperaturas no ponto de medida no tempo adimensional τ de 0 a 40.

A observação dos resultados na Tabela 2 mostra que o modelo apresenta convergência com tolerância de 10^{-4} já para 1000 volumes de controle, com tempo de simulação de 30,388 s, significativamente menor que com 2000 volumes, que também apresentou erro da ordem de 10^{-4} . Por isso, a malha com 1000 volumes é utilizada para geração das medidas utilizadas pelos filtros.

Tabela 2: Resultados para o teste de convergência.

Nº total de Volumes	Média	Diferença	Tempo de Simulação [s]
50	0,44843	-	0,049
500	0,46011	0,01167	5,199
1000	0,46076	0,00065	30,388
2000	0,46108	0,00032	128,583

4.2. Filtro ASIR

As medidas utilizadas na estimação são geradas com malha de 1000 volumes finitos, pois implica em baixo tempo computacional e boa convergência. Estes volumes são distribuídos da seguinte forma: 30% para a camada fluida, 20% para o duto interno, 30% para a camada isolante e 20% para o duto externo e a malha utilizada para estimação possui 50 volumes. Nos casos propostos a seguir, o fluido encontra-se estagnado e em condição de resfriamento. O PIP possui 4 camadas cujas propriedades e parâmetros são apresentadas na Tabela 1. As camadas encontram-se com temperatura inicial uniforme e igual a 60 °C, o meio externo está a 4 °C e a TIAC é 25 °C.

Inicialmente, a incerteza das medidas (σ_{meas}) e do modelo (σ_{model}) foi fixada como 5% do maior valor do campo de temperatura (T_{max}). Assim, foi possível avaliar a influência do número de partículas (N_{part}). A Tabela 3 mostra que com o aumento de N_{part} , tem-se a melhora da solução (isto é, menor valor de erro médio quadrático, RMS). Por isso, optou-se por utilizar 300 partículas.

Tabela 3: Comparação da solução para diferentes números de partículas.

Nº de Partículas	RMS·10 ⁴
50	5,8152
100	5,5357
300	4,9736

Para testar a eficácia do filtro, consideraram-se diferentes níveis de incerteza para as medidas e para o modelo, em relação ao maior valor do campo de temperatura, conforme a Tabela 4.

Tabela 4: Resultados para diferentes níveis de incerteza.

Caso	σ_{meas}	σ_{model}	$RMS \cdot 10^4$
1	10%	1%	3,7704
2	10%	10%	9,8870
3	50%	1%	13,7170
4	50%	10%	37,1940

Pode-se ver que, quanto pior é o conhecimento a respeito do processo e maior o nível de incerteza das medidas, pior é o desempenho do filtro dado pelo alto valor de RMS. Para cada caso, são apresentados os perfis de temperatura estimados na Figura 3, com intervalo de confiança de 99%.

Considerando 1% de incerteza para o modelo (Imagens 4a e 4c), pode-se observar que o filtro ASIR é capaz de reduzir a incerteza das medidas. Isso foi possível porque, com esse nível de incerteza, o esquema de resolução por volumes finitos garantiu a característica conservativa do modelo usado na evolução dos estados do sistema PIP. Assim, mesmo em um cenário ruim (50% de incerteza para as medidas) dado pela Figura 4c, é possível estimar os valores de temperatura, respeitando o balanço de energia imposto pela modelagem.

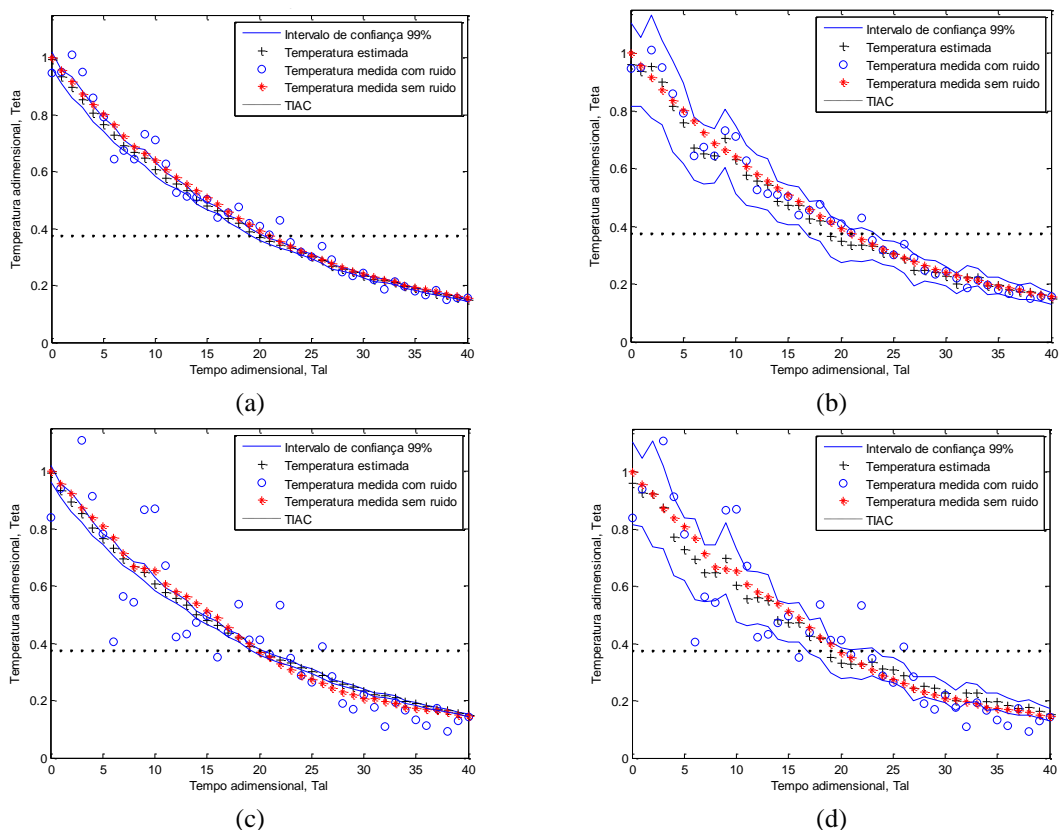


Figura 5: Perfis dinâmicos de temperatura considerando diferentes níveis de incerteza para o modelo e para as medidas: (a) caso 1; (b) caso 2; (c) caso 3; (d) caso 4.

Por outro lado, nas Imagens 4b e 4d, mesmo o filtro apresentando uma estimativa próxima ao valor exato, não se pode afirmar que houve melhora estatística das informações de

temperatura. Isso pode ser visto pelo fato de o intervalo de confiança, ao nível 99%, envolver boa parte das medidas ruidosas. Esse resultado é causado pelo grau de incerteza dado ao modelo.

A seguir, são apresentados os resultados de simulação do sistema de medição *online*. Inicialmente, na Figura 6, pode ser visto o resultado exato, isento de incertezas, para o campo de temperatura adimensional.

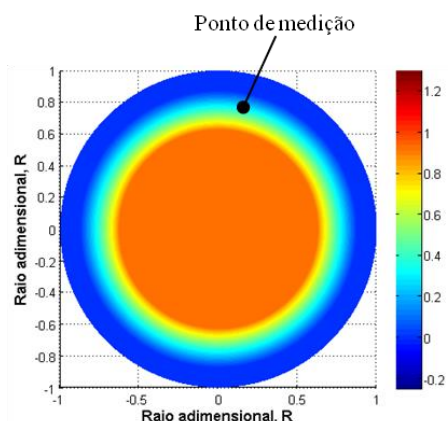


Figura 6: Campo de temperatura exato.

Conforme mostrado na Figura 5, podem ser vistas as diferentes camadas constituintes do sistema PIP. Em destaque, está o ponto de medição localizado entre o duto interno e camada isolante, como na configuração real das tubulações multicamadas. Os menores valores de temperatura referem-se ao meio externo, e as maiores temperaturas ao fluido estagnado.

As medidas tomadas no ponto de medição, com as incertezas dos casos 1 e 3, foram usadas para verificar o desempenho do filtro ASIR na reconstrução do campo de temperatura a partir desta única medida. Os campos estimados com estas considerações são mostrados nas Figuras 7 e 8, que apresentam resultados, respectivamente, para o caso 1 com RMS igual a $3.7704 \cdot 10^{-4}$ e para o caso 3 com RMS de $13.7170 \cdot 10^{-4}$.

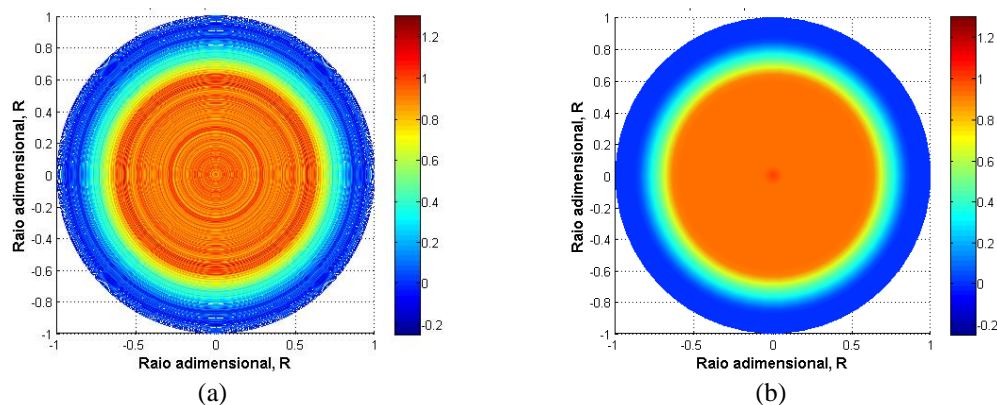


Figura 7: Campo de temperatura com níveis de incerteza para o caso 1:
(a) medidas simuladas; (b) solução estimada pelo filtro ASIR.

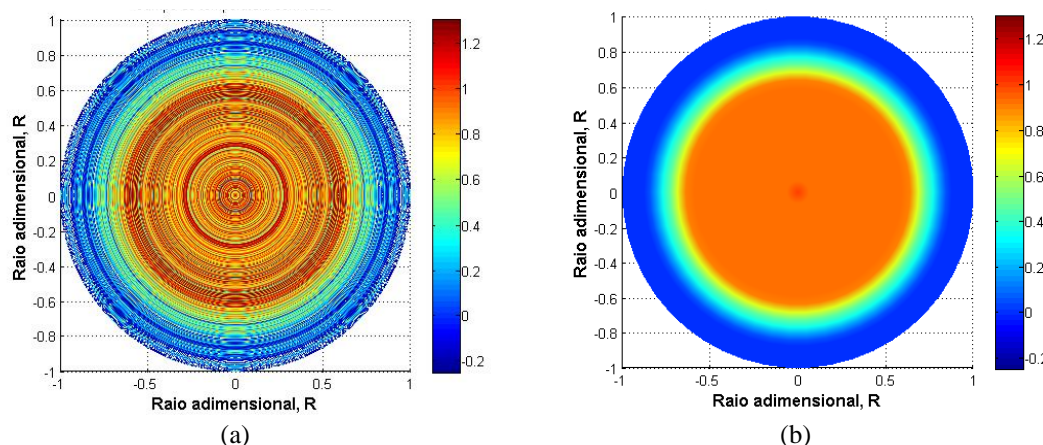


Figura 8 : Campo de temperatura com níveis de incerteza para o caso 3:
(a) medidas simuladas; (b) solução estimada pelo filtro ASIR.

Pode-se ver que, em ambos os casos avaliados, o filtro ASIR apresentou bom desempenho, de modo que os campos estimados são representativos da solução exata (Figura 5). Estes resultados corroboram com a constatação de que o método de estimação utilizado é robusto quando o modelo de evolução das informações *a priori* é bem conhecido.

Isso demonstra a necessidade de um estudo de modelagem para obter modelos com descrições mais exatas, isto é, com baixo nível de incerteza. Mesmo com dados medidos bastante ruidosos, o filtro de partículas com um modelo com bom nível de exatidão permite estimação satisfatória. Com isso, o parâmetro σ_{model} é determinante no desempenho da estimação realizada pelo filtro.

Com esses resultados, comprova-se que a partir de um ponto de medição, é possível recuperar todo campo de temperatura das tubulações multicamadas utilizadas em sistemas *offshore* de produção de petróleo.

5. Conclusões

Neste trabalho, estimou-se o campo de temperatura de sistema de tubulação multicamadas, empregando o filtro Bayesiano ASIR juntamente com o método de volumes finitos com formulação implícita.

Os resultados dinâmicos mostraram-se consistentes e estáveis. Vale ressaltar que o método implícito forneceu uma solução que não está condicionada ao critério de estabilidade da solução explícita, podendo-se usar diferentes valores do passo no tempo e variar o número de volumes empregados.

Além disso, foram obtidos resultados satisfatórios com baixo número de partículas, implicando que o filtro ASIR demandou pouca carga computacional e baixos tempos de simulação. A aplicação do filtro levou a soluções com boa redução do nível de ruído das medidas de temperatura, cujos campos foram reconstruídos com baixo valor de RMS. Notou-se

também que a solução é mais confiável quando o nível de incerteza do modelo é baixo, levando a intervalos de confiança mais estreitos.

Por estas razões, a aplicação do filtro de partículas ASIR demonstra potencial para utilização futura no controle de temperatura dos sistemas PIP com aquecimento ativo direto.

6. Referências

- AN, C.; SU, J. 2015. Lumped models for transient thermal analysis of multilayered composite pipeline with active heating. *Applied Thermal Eng.*, 87, 749-759.
- ARULAMPALAM, M. S.; MASKELL, S.; GORDON, N.; CLAPP, T., 2002. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Trans. Signal Processing*, 50, 174–188.
- CANDY, J. V. 2009. *Bayesian signal processing: classical, modern, and particle filtering methods*, New Jersey, Wiley.
- DOUCET, A.; DE FREITAS, J.F.G.; GORDON, N. J., 2001. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York, Springer.
- FLETCHER, C.A.J. 1988. *Computational Techniques for Fluid: fundamental and general techniques*, Berlin, Springer-Verlag.
- FREITAS, A. M.; GASPARI, E.; VITULLO, L. H. S.; CARVALHO, P. R. R. Formation and removal of a hydrate plug formed in the annulus between coiled tubing and drill string. Offshore Tech. Conference, 2005 Texas, USA.
- GORDON, N.; SALMOND, D.; SMITH, A. F. M. 1993 Novel approach to nonlinear and non-Gaussian Bayesian state estimation. *Proc. Inst. Elect. Eng.*, 140, 107–113.
- HAMMERSLEY, J. M., HANSCOMB, D. C. 1964. *Monte Carlo Methods*, London, Chapman & Hall.
- KAPIO, J., SOMERSALO, E. 2004. *Statistical and Computational Inverse Problems. Applied Mathematical Sciences*, New York, Springer-Verlag.
- KASHOU, S.; SUBRAMANIAN, S.; MATTHEWS, P.; THUMMEL, L.; FAUCHEAUX, E.; SUBIK, D.; QUALIS, D.; AKEY, R.; CARTER, J. Export gas pipeline, hydrate plug detection and removal. Offshore Tech. Conference, 2004 Texas, USA.
- MALISKA, C. R. 2004. *Transferência de Calor e Mecânica dos Fluidos Computacional. 2ª*. Edição. Rio de Janeiro, LTC.
- ORLANDE, H., COLAÇO, M., DULIKRAVICH, G., VIANNA, F., SILVA, W. FONSECA, H., FUDYM, O. 2012. State estimation problems in heat transfer. *International Journal for Uncertainty Quantification*, 2, 239-258.
- PITT, M.; SHEPHARD, N. 1999. Filtering via simulation: Auxiliary particle filters, *J. Amer. Statist. Assoc.*, 94, 590–599.
- RIBEIRO, R. O. 2012. *Filtragem de Partículas na Estimação dos Parâmetros de Canais Rádio Móvel*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Londrina.
- SILVA, W. B., ORLANDE, H. R. B., COLAÇO, M. J., FUDYM, O. Application of Bayesian filters to one-dimensional solidification problem. 21th Brazilian Congress of Mechanical Engineering, 2011 Natal, Brazil.
- VIANNA, F. L. V.; ORLANDE, H.R.B; DULIKRAVICH, G. S. Pipeline heating method based on optimal control and state estimation. 20th International Congress of Mechanical Engineering, 2009 Gramado, Brazil.
- VIANNA, F.; ORLANDE, H. R. B.; DULIKRAVICH, G. S. 2013. Pipeline Heating Method Based on Optimal Control and State Estimation. *Heat Transfer Engineering*, 34, 511-519.