

## UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO

# CENTRO TECNOLÓGICO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

VINICIUS SCARDUA DELLACQUA

# CONTROLE PREDITIVO COM ESTIMAÇÃO BAYESIANA E MONITORAMENTO DA TEMPERATURA DO ÓLEO EM UM SISTEMA DE TUBULAÇÕES MULTICAMADAS

VITÓRIA - ES 2017

# CONTROLE PREDITIVO COM ESTIMAÇÃO BAYESIANA E MONITORAMENTO DA TEMPERATURA DO ÓLEO EM UM SISTEMA DE TUBULAÇÕES MULTICAMADAS

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica do Centro Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Wellington Betercurte da Silva. Coorientador: Julio Cesar Sampaio Dutra. Ficha Catalográfica

# CONTROLE PREDITIVO COM ESTIMAÇÃO BAYESIANA E MONITORAMENTO DA TEMPERATURA DO ÓLEO EM UM SISTEMA DE TUBULAÇÕES MULTICAMADAS

### VINICIUS SCARDUA DELLACQUA

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica do Tecnológico da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Aprovada em 25 de maio de 2017.

Prof. Wellington Betencurte da Silva, D.Sc. Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Julio Cesar Sampaio Dutra, D.Sc. Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Lucia Catabriga, D.Sc. Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Vinicius Barroso Soares, D.Sc. Universidade Federal do Espírito Santo

# DEDICATÓRIA

Aos meu pais e familiares que me deram a formação necessária para que eu chegasse aqui hoje.

### AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente ao Wellington Betencurte da Silva que me aceitou como seu orientando e me deu a oportunidade de realizar este trabalho, com muita dedicatória e paciência. E ao meu co-orientador Julio Cesar Sampaio Dutra pelo apoio nas horas de dúvidas.

Aos amigos do mestrado que me ajudaram ao longo das disciplinas. Aos amigos do MOP de Alegre, pela recepção e apoio no trabalho realizado.

Aos meus pais, Hilton Dellacqua e Zenaide Scardua, ao meu irmão Guilherme por todo o apoio e paciência nas horas mais estressantes.

A Universidade Federal do Espírito Santo pelo espaço cedido para os estudos onde todo esse trabalho foi realizado.

#### RESUMO

DELLACQUA, Vinicius Scardua. **Controle preditivo com estimação bayesiana e monitoramento da temperatura do óleo em um sistema de tubulações multicamadas**. 2017. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, ES. Orientador: Wellington Betencurte da Silva. Coorientador: Julio Cesar Sampaio Dutra.

A garantia de escoamento no transporte de petróleo se tornou um assunto de estudo desde que a extração de petróleo atingiu poços em águas ultra profundas. Dentre os desafios, a deposição de sólidos nos dutos de transporte causando um bloqueio parcial ou total nos dutos e consequentemente gastos inesperados. O sistema pipein-pipe (PIP) é uma tecnologia desenvolvida que combina a utilização do isolamento térmico e do aquecimento ativo nos dutos. O monitoramento e controle ótimo da temperatura do sistema PIP garante que o escoamento do petróleo ocorra sem obstruções. Assim, esta dissertação propõe um sistema de controle de temperatura utilizando um controlador preditivo baseado em modelo associado ao filtro de partículas (PF-MPC) para prevenir a queda de temperatura no PIP. Este esquema de controle associa a redução da incerteza de medição da temperatura feita pelo filtro de partículas (PF) com a manipulação ótimo do fluxo de calor gerado no aquecimento ativo necessário para evitar o resfriamento do PIP. Primeiramente foi estudado a robustez somente do filtro de partículas na redução dos ruídas de medição. Posteriormente, o controlador PF-MPC foi implementado ao sistema PIP. Os resultados mostraram que o filtro de partículas forneceu estimativas precisas da temperatura, e que o controlador PF-MPC apresentou bons resultados e desempenho satisfatório no controle da temperatura, destacando seu potencial como uma ferramenta de controle.

Palavras-chave: Deposição de sólidos, Pipe-in-Pipe, Estimação de Estado, Controlador Preditivo Baseado em Modelo.

### ABSTRACT

DELLACQUA, Vinicius Scardua. **Predictive control with Bayesian estimation and oil temperature monitoring in a multilayer pipeline system**. 2017. Dissertation. (Master degree in Mechanical Engineering) – Federal University of Espírito Santo, Vitória, ES. Adviser: Wellington Betencurte da Silva. Co-adviser: Julio Cesar Sampaio Dutra.

Ensuring oil flow has become a subject of study since the extraction of oil has hit wells in ultra-deep waters. Among the challenges, the deposition of solids in the transport ducts causing a partial or total blockage in the pipelines and consequently unexpected expenses. The pipe-in-pipe (PIP) system is a developed technology that combines the use of thermal insulation and active heating in the pipelines. Optimum temperature monitoring and control of the PIP system ensures that oil flow occurs without obstruction. Thus, this dissertation proposes a temperature control system using a model predictive control associated with the particle filter (PF-MPC) to prevent the fall of temperature in the PIP. This control scheme combines the reduction of uncertainty of measurement by particle filter (PF) with great handling the flow of heat generated at the active heating required to avoid cooling the PIP. First it was studied the robustness only particle filter in reduction of ruin. Subsequently, the PF-MPC controller was implemented the PIP system. The results showed that the particle filter provided estimates of the temperature, and that the PF controller-MPC presented good results and satisfactory performance in temperature control, highlighting your potential as a tool of control.

Keywords: Deposition of solids, Pipe-in-Pipe, State Estimation, Model Predictive Control.

## LISTAS DE FIGURAS

Figura 1: Diagrama de fase do gás natural com a curva de formação de hidrato6
Figura 2: Tamponamento do gasoduto7
Figura 3: Remoção de hidrato da tubulação de transporte de petróleo por
raspadores8
Figura 4: Representação do projeto do PIP11
Figura 5: Sistema PIP com sistema de aquecimento elétrico direto12
Figura 6: Sistema PIP com aquecimento ativo indireto13
Figura 7: Algoritmo do filtro SIR19
Figura 8: Estrutura básica do controlador MPC23
Figura 9: Esquema de controle MPC23
Figura 10: Representação do PIP-DEH
Figura 11: Malha fina
Figura 12: Malha grossa40
Figura 13: Campo de temperatura em °C nos tempos (A) 1 horas, (B) 100 horas e (C) 250 horas
Figura 14: Temperatura ao longo do tempo no ponto de medição
Figura 15: Temperatura estimada no ponto de medição para 200 partículas, Teste 1.
Figura 16: Temperatura estimada no ponto de medição para 1000 partículas, Teste 146
Figura 17: Comparação dos campos de temperatura para (A) Problema direto, (B) 200 partículas e (C) 1000 partículas para o tempo de 1 hora, Teste 1
Figura 18: Comparação dos campos de temperatura para (A) Problema direot, (B) 50 partículas e (C) 200 partículas para o tempo de 100 horas, Teste 1
Figura 19: Temperatura estimada no ponto de medição para 200 partículas, Teste 2.
Figura 20: Temperatura estimada no ponto de medição para 1000 partículas, Teste
i gara $2^{-1}$ . Comparação dos campos de temperatura para (A) i toblema difeto, (D)

## LISTAS DE TABELAS

Tabela 1: Propriedades termofísicas do sistema PIP	.38
Tabela 2 - Parâmetros utilizados nos testes do controlador PF-MPC	.41
Tabela 3: Dados do desempenho do Teste 1	.45
Tabela 4: Dados do desempenho do Teste 2	.47
Tabela 5: Resultados do Teste A.	.51
Tabela 6: Resultados do Teste B	.52
Tabela 7: Resultados do Teste C	.53

### LISTAS DE SÍGLAS

- AES Absolute Error Sum
- DEH Direct electrical heating
- IEH Indirect electrical heating
- LQG Linear Quadratic Gaussian
- MEF Método dos Elementos Finitos
- MOP Modelagem e Otimização de processos
- MPC Model Predictive Control
- PF Particle Filters
- PF-MPC Particle Filter Model Predictive Control
- PIP pipe-in-pipe
- SIR Sampling Importance Resampling
- SMC Simulação de Monte Carlo

# SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO1
1.1.	Apresentação do tema da pesquisa1
1.2.	Objetivo3
1.3.	Trabalhos Publicados3
2.	EXTRAÇÃO DE PETRÓLEO5
2.1	Breve histórico da extração de petróleo5
2.2	Métodos de prevenção de depósito de hidrato8
2.3	Sistema pipe-in-pipe10
2.4	Comentários finais14
3.	MÉTODOS BAYESIANOS15
3.1	Filtro de partículas16
3.2	Revisão bibliográfica de PF aplicado ao PIP19
3.3	Comentários finais20
4.	CONTROLADOR PREDITIVO
<b>4.</b> 4.1	CONTROLADOR PREDITIVO       22         Breve histórico do controlador preditivo       22
<b>4.</b> 4.1 4.2	CONTROLADOR PREDITIVO22Breve histórico do controlador preditivo22Formulação determinística do MPC27
<b>4.</b> 4.1 4.2 4.3	CONTROLADOR PREDITIVO22Breve histórico do controlador preditivo22Formulação determinística do MPC27Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)28
<b>4.</b> 4.1 4.2 4.3 4.4	CONTROLADOR PREDITIVO22Breve histórico do controlador preditivo22Formulação determinística do MPC27Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)28Revisão bibliográfica do PF-MPC30
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO22Breve histórico do controlador preditivo22Formulação determinística do MPC27Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)28Revisão bibliográfica do PF-MPC30Comentários finais32
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> <li>5.</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO22Breve histórico do controlador preditivo22Formulação determinística do MPC27Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)28Revisão bibliográfica do PF-MPC30Comentários finais32MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS33
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> <li>5.1</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO       22         Breve histórico do controlador preditivo       22         Formulação determinística do MPC       27         Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)       28         Revisão bibliográfica do PF-MPC       30         Comentários finais       32         MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS       33         Método dos Elementos finitos aplicado a problemas de transferência de calor
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> <li>5.1</li> <li>6.</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO       22         Breve histórico do controlador preditivo       22         Formulação determinística do MPC       27         Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)       28         Revisão bibliográfica do PF-MPC       30         Comentários finais       32         MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS       33         Método dos Elementos finitos aplicado a problemas de transferência de calor
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> <li>5.1</li> <li>6.1</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO       22         Breve histórico do controlador preditivo       22         Formulação determinística do MPC       27         Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)       28         Revisão bibliográfica do PF-MPC       30         Comentários finais       32         MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS       33         Método dos Elementos finitos aplicado a problemas de transferência de calor       33         METODOLOGIA       36         Modelagem do processo       36
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> <li>5.1</li> <li>6.1</li> <li>6.2</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO       22         Breve histórico do controlador preditivo       22         Formulação determinística do MPC       27         Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)       28         Revisão bibliográfica do PF-MPC       30         Comentários finais       32         MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS       33         Método dos Elementos finitos aplicado a problemas de transferência de calor       33         METODOLOGIA       36         Modelagem do processo       36         Testes realizados       37
<ol> <li>4.1</li> <li>4.2</li> <li>4.3</li> <li>4.4</li> <li>4.5</li> <li>5.1</li> <li>5.1</li> <li>6.1</li> <li>6.2</li> <li>6.3</li> </ol>	CONTROLADOR PREDITIVO       22         Breve histórico do controlador preditivo       22         Formulação determinística do MPC       27         Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)       28         Revisão bibliográfica do PF-MPC       30         Comentários finais       32         MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS       33         Método dos Elementos finitos aplicado a problemas de transferência de calor       33         METODOLOGIA       36         Modelagem do processo       36         Testes realizados       37         Análise de dados       41

10. ANEXO			
9. BIBLIOGRAFIA57			
8. CONC	LUSÃO		
7.3.3	Teste C53		
7.3.2	Teste B		
7.3.1	Teste A		
7.3 Re	sultado do controlador PF-MPC50		
7.2.2	Teste 247		
7.2.1	Teste 145		
7.2 Re	sultado do Filtro SIR44		
7.1 Re	1 Resultado do problema direto de resfriamento do pipe-in-pipe		

### 1. INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta uma breve introdução referente ao problema proposto nesta dissertação, incluindo a motivação e os objetivos que a serem alcançados, de modo a mostrar uma visão do trabalho. Enfim, é apresentado o trabalho publicado ao longo deste estudo.

#### 1.1. Apresentação do tema da pesquisa

A garantia de escoamento em linhas de produção tornou-se um assunto amplamente estudado quando as empresas petroquímicas começaram a explorar e extrair petróleo em águas profundas e ultra profundas. As condições que os dutos de transporte de petróleo enfrentam são severas. Alta pressão hidrostática em sua estrutura externa, correntes marítimas e, principalmente, baixas temperaturas oceânicas, podendo causar uma situação crítica de depósitos de sólidos nas paredes internas dos dutos SILVA (2008).

O fluido transportado nas tubulações é uma mistura de petróleo, gás natural e água. Os hidratos são cristais sólidos formados por moléculas de gás natural que entra em contato com a água em baixas temperaturas e altas pressões. A parafina é uma substância comum em óleos crus. Se a parafina se solidifica, ela tende a absorver água e petróleo e a se depositar nas paredes internas também. Esses dois são os meios de deposição de sólidos que podem ocorrer nas linhas de transporte (ROSA; CARVALHO; JAVIER, 2006).

Em condições normais de produção, a formação de depósito é menor e ele é carregado junto com o fluido transportado. Entretanto, quando a produção precisa realizar uma parada programada ou não programada, o fluido fica estagnado entre duas válvulas de segurança e suas condições começam a se tornar críticas devido a troca de calor com o meio externo (GRASSO et al., 2014). Se está parada durar um longo tempo, os depósitos de sólidos começam a ocorrer obstruindo parcialmente ou totalmente a linha de transporte.

Com a obstrução das linhas, o sistema de transporte precisa ser retirado de operação para uma limpeza total dos dutos, causando prejuízo com a limpeza e a não operação da linha de forma inesperada (VIANNA, 2010)

O sistema *pipe-in-pipe* (PIP) têm sido proposto como uma solução para reduzir a deposição de sólidos nas linhas de transporte em águas profundas (MOLLISON, 1992). Ele é formado por dois dutos concêntricos com um material de baixo coeficiente de troca de calor entre os dutos, funcionando como um isolante térmico, aumentando o tempo que a tubulação demora para entrar em equilíbrio térmico com a água do oceano. Somente o isolamento térmico pode ser eficaz quando o tempo de parada é curto. Em tempos longos, a temperatura do sistema tende a se igualar à temperatura da água.

Um sistema de aquecimento ativo, mostrado por Laouir e Denniel (2001) para o PIP, foi desenvolvido para evitar a deposição, considerando uma fonte de calor em cabos elétricos para evitar a obstrução dos dutos e reaquecer a linha para o reinício do transporte.

A aquisição de dados para monitorar o campo de temperatura é feita através da instalação de instrumentos de medição de temperatura na camada externa do duto interno do PIP. Estes instrumentos enviam a medição pontual da temperatura para o controlador. Entretanto, essas medidas podem possuir ruídos provenientes do instrumento, e não conseguem estimar o campo de temperatura do fluido dentro da tubulação. Os métodos bayesianos representam uma boa alternativa como um método não intrusivo para estimação e monitoramento do campo de temperatura, uma vez que dados disponíveis de medidas são usados em conjunto com um modelo do sistema proposto, a fim de produzir estimativas sequenciais das variáveis dinâmicas desejadas, reduzindo o ruído das medidas (VIANNA et al., 2013). Dentre os métodos bayesianos, podemos citar o Filtro de Kalman e os Filtros de Partículas como os mais conhecidos. O filtro de Kalman é o mais utilizado, mas só pode ser implementado em problemas com ruídos Gaussianos. Os filtros de partículas são uma alternativa ao Filtro de Kalman por serem implementados em problemas com ruídos não Gaussianos (ARULAMPALAM et al., 2002). Os dois filtros são aplicados ao problema do pipe-in-pipe por VIANNA (2010), mostrando ser eficiente na redução do ruído de medição da temperatura.

A fim de reduzir os custos econômicos com as perdas de operação ineficiente do sistema de aquecimento ativo, um controlador preditivo é empregado neste trabalho.

O MPC possui uma gama de controladores, sendo o LQG (*Linear Quadratic Gaussian*) o primeiro (QIN; BADGWELL, 2003). Nesta dissertação, o controlador preditivo baseado em modelo associado ao filtro de partículas (PF-MPC) é utilizado para controle do PIP. O monitoramento e controle ótimo do campo de temperatura e da variável manipulada garante que o sistema de aquecimento ativo seja sempre acionado somente quando necessário. Isto garante que o PIP trabalhe próximo a uma temperatura ideal que evite a formação de hidratos, garantido a continuidade do escoamento.

### 1.2. Objetivo

Diante da dificuldade de controle da temperatura devido aos ruídos presentes nas medições e no monitoramento do sistema *pipe-in-pipe*, visando evitar a formação dos depósitos sólidos nas tubulações de transporte de petróleo, esta dissertação tem como objetivo a implementação e simulação de um algoritmo de controle baseado em modelo associado a um filtro de partículas (PF-MPC) para o controle da temperatura a partir da variável manipulada do PIP. Neste trabalho, será abordado especificamente:

• A implementação de um modelo matemático que represente o problema físico, através do Método dos Elementos Finitos, considerando uma discretização implícita para a aproximação temporal.

 Avaliação do filtro de partículas quanto a robustez do filtro para reduzir o ruído nas medições da temperatura, afim de obter um valor mais próximo do verdadeiro para o controlador.

• Implementação do algoritmo do controlador PF-MPC e avaliação do seu desempenho em controlar a temperatura do PIP.

1.3. Trabalhos Publicados

Durante a realização desta dissertação de mestrado, o artigo DELLACQUA *et al.* (2016) foi publicado. Foi apresentado a solução numérica do sistema *pipe-in-pipe* 

proposto com aquecimento ativo, na situação crítica, utilizando o Método dos Elementos Finitos. A verificação do algoritmo utilizado foi feita em comparação com a solução analítica apresentada por VIANNA (2010).

# 2. EXTRAÇÃO DE PETRÓLEO

Neste capítulo é apresentado um histórico da garantia de escoamento na parte de transporte de petróleo em águas ultra profundas. É mostrado os métodos de prevenção que garantem o escoamento contínuo de petróleo em águas profundas até chegar em como o sistema *pipe-in-pipe* surgiu e foi evoluindo ao longo do tempo.

#### 2.1 Breve histórico da extração de petróleo

A extração e produção de petróleo em águas profundas começou desde a década de 80 no Brasil, onde descobriram o campo de Albacora. Esta nova planta de extração apresentava problemas de grande depósito de hidrato nas tubulações de transporte do petróleo, obstruindo-as. O campo de Marlim foi descoberto logo após o campo de Albacora, e os mesmos problemas de depósito ocorreu em suas tubulações. Diante desses desafios, tecnologias foram estudadas para tentar superar as condições de trabalho que as linhas de produção enfrentavam. Dois dos grandes problemas são a pressão hidrostática elevada e a baixa temperatura que o mar se encontra (4°C) (VIANNA, 2010).

O termo garantir o escoamento foi introduzido pela Petrobrás® na década de 90, sendo um dos desafios que apareceram quando se começou a explorar petróleo em águas profundas. Ela é definida como a garantia que o fluido extraído dos campos de petróleo escoa economicamente até as plantas de produção, durante toda a vida útil do campo (SINGH; HANNAFORD, 2007). Seus principais desafios são a prevenção e controle de depósitos de sólidos, potenciais problemas para bloqueio do escoamento (BROWN, 2002).

O petróleo, produto produzido dos campos de exploração, é uma mistura composta de hidrocarbonetos que podem ser encontrados no estado sólido, líquido e gasoso, dependendo das condições de temperatura e pressão submetidos. Devido as condições de pressão que se encontra as jazidas serem maiores que as atmosféricas, os hidrocarbonetos mais leves tendem a evaporar e os menos leves permanecerem no estado líquido. Entretanto, o fluido extraído e transportado na tubulação não é composto somente por petróleo, e sim por uma mistura do mesmo com água (ROSA; CARVALHO; JAVIER, 2006).

Os hidratos são compostos cristalinos formados pela união das moléculas de água encapsulando moléculas de gases de baixo peso molecular, apolares ou pouco polares, como os hidrocarbonetos leves (metano, dióxido de carbono, etc) (CLENNEL, 2000). Hidrocarbonetos de maior peso molecular possuem uma cadeia molecular maior, tendendo a evitar a formação de hidrato, e se manter no estado líquido quando resfriados. (CLENNEL, 2000; VAZ; MAIA; SANTOS, 2008).

A presença de água livre nos dutos de transporte e produção, e nos equipamentos de extração de petróleo, juntamente com as altas pressões de operação e baixa temperatura no leito marinho, favorece a formação de hidratos nestes equipamentos. O diagrama de fase do gás natural, mostrado na Figura 1, apresenta a curva de formação de hidrato. A medida que a pressão cresce, a temperatura de formação de hidrato também cresce, exceto para as regiões de alta pressão, nos quais tal aumento é insignificante.



Figura 1: Diagrama de fase do gás natural com a curva de formação de hidrato. Fonte: Vaz; Maia; Santos, 2008.

Pontos de acúmulo de água, como curvas em dutos, conexões e válvulas, são locais de possível formação de hidrato quando atingido as condições de formação. A Figura 2 representa um ponto de curva de tubulação com formação de hidrato como citado, obstruindo a tubulação (VAZ; MAIA; SANTOS, 2008).



Figura 2: Tamponamento do gasoduto. Fonte: Vaz; Maia; Santos, 2008

A situação de formação se torna crítica quando a linha deve ser interrompida por uma manutenção programada ou não, e o fluido fica estagnado entre as válvulas de segurança por um longo tempo período. As condições de formação são atingidas com maior facilidade e a deposição de hidrato nos dutos pode causar bloqueio parcial ou total dos dutos. Em ambos os casos de formação do hidrato causam grandes perdas de receita, lucro cessante, tempo e aumento de risco operacional. Garantir que os dutos não atinjam as condições de formação é de suma importância para garantir a produção dos campos de petróleo (SILVA, 2008; VAZ, MAIA; SANTOS, 2008).

Devido a deposição de hidrato nas paredes dos dutos, a pressão e a vazão de escoamento do fluido se alteram, aumentando a pressão a montante da formação de hidrato e diminuindo a pressão a jusante desta. Instrumentos de medição destas variáveis ao longo da tubulação possibilita que pontos de bloqueio possam ser identificados previamente, antes de se tornarem expressivos. Na passagem de raspadores ("PIG") na operação de limpeza das tubulações observa-se o hidrato sendo retirado, como mostrado na Figura 3 (VIANNA, 2010; VAZ, MAIA; SANTOS, 2008).



Figura 3: Remoção de hidrato da tubulação de transporte de petróleo por raspadores. Fonte: Vianna (2010).

Herath *et al.* (2015) desenvolveram uma metodologia para estimar a probabilidade de formação do hidrato em dutos submarinos para qualquer composição e condição de temperatura e pressão de operação. Eles apresentaram resultados para duas situações, a primeira com composição de 99 % de metano e 1% de etano que apresenta uma probabilidade de 40-70% de chance de formar hidrato nas condições críticas; e a segunda utilizando ou não um inibidor de formação de hidrato, mostrando que os inibidores conseguem evitar a formação de hidrato com um erro de aproximadamente 2.9%.

Bassani *et al.* (2017) realizou recentemente um estudo sobre os problemas da deposição de hidratos nos dutos de transporte de petróleo. Foi feito um estudo numérico utilizando o método dos elementos finitos de primeira ordem considerando um fluido bifásico líquido-gás, analisando os efeitos na transferência de calor e na dinâmica do fluido escoando. A deposição de hidrato foi considerada constante ao longo do tempo. Os resultados mostraram um aumento de aproximadamente de 250% no gradiente de pressão em uma tubulação de 26 mm de diâmetro com 3 mm de deposição de hidrato e queda no gradiente de temperatura devido a camada de hidrato funcionar como um isolante térmico.

### 2.2 Métodos de prevenção de depósito de hidrato

A partir do momento que a formação de hidrato se tornou um fato, técnicas de remoção e prevenção, como injeção de inibidores, aquecimento e descompressão, foram desenvolvidas. O Sistema de Geração de Hidrogênio (SGN) foi o primeiro método desenvolvido para remoção do depósito de hidratos. Ele consiste em um método termoquímico em que uma reação exotérmica aumenta a temperatura do fluido transportado, removendo o hidrato e foi utilizado no campo de Albacora (KHALIL; NEUMANN; SANTOS, 1994). O SGN é introduzido na tubulação a montantes e este fator não permite avaliar e quantificar a o grau de proteção do SGN (VIANNA, 2010).

O desenvolvimento de métodos de prevenção foi fundamental para melhorar o monitoramento do depósito de hidrato nas tubulações. Os métodos utilizados para evitar a deposição de sólidos podem ser constituídos da combinação de duas ou mais técnicas apresentadas abaixo. Os métodos podem se resumir em (COCHRAN, 2003):

- Inibidores termodinâmicos: estes inibidores mudam a temperatura de formação de hidrato para temperatura mais baixas.
- ii. Inibidores de baixa dosagem: estes inibidores retardam a formação dos cristais de hidrato e não permitem eles se aglomerarem.
- iii. Controle de pressão da produção: trabalhar com uma pressão menor para que se possa trabalhar com temperaturas menores.
- iv. Remoção da água: a remoção da água evita a formação do hidrato.
- v. Isolamento térmico: utilizar uma tubulação especial, chamado de *pipe-in-pipe*, com um material isolante de baixa condução térmica para evitar a queda rápida da temperatura.
- vi. Aquecimento ativo: utilizar aquecedores para manter a temperatura do fluido sempre acima da temperatura de formação do hidrato.

Entretanto, algumas técnicas podem não ser economicamente aplicadas em campos de exploração dependendo das condições de trabalho, como: topografia do solo, tamanho da tubulação de petróleo, condições dos reservatórios, entre outros. Por exemplo, uma grande quantidade de inibidores químicos pode se tornar impraticável em campos com tubulações extensas, e quando há o bloqueio total do duto cessando o fluxo do fluido transportado. Já a despressurização é muito utilizada para dissociar o hidrato nos dutos, diminuindo a pressão de trabalho até valores

inferiores à pressão de formação do hidrato. O problema é que fica uma pequena quantidade de cristais de hidrato nos dutos, devido a decomposição lenta dos cristais. O controle da perda de calor geralmente é a melhor forma de garantir o escoamento do fluido pelos dutos (VAZ, MAIA; SANTOS, 2008). Garantir que o fluido trabalhe com a temperatura acima de aproximadamente 20°C em uma pressão de operação de 101  $kg/cm^2$  (100 bar), de acordo com a Figura 1, evita a formação e deposição dos hidratos e da parafina. A utilização de isolante térmico pode reduzir os problemas, mas em paradas de longo prazo, o isolamento não consegue evita-lo por completo (SU, 2003; SU, CERQUEIRA; WANG, 2012).

Grealish e Roddy (2002) apresentaram uma revisão bibliográfica analisando os sistemas de controle de temperatura por isolamento térmico. O sistema *pipe-in-pipe* (PIP) foi o que apresentou o melhor (menor valor) de coeficiente global de transferência de calor, sendo o mais indicado entre as técnicas de isolamento térmico. O problema do PIP é a degeneração do material utilizado para isolamento térmico ao longo do tempo, devido a temperatura de operação e a absorção de água por infiltração. O PIP é mostrado no subtópico adiante.

### 2.3 Sistema pipe-in-pipe

O sistema *pipe-in-pipe* foi proposto como uma solução para o controle da temperatura das tubulações. Ele consiste em dois dutos concêntricos preenchido (entre os dois dutos) com um material isolante de baixa condutividade térmica, seu projeto é mostrado na Figura 4. O PIP é projetado para atender aos requisitos de resistência, flexibilidade e isolamento térmico (MOLLISON, 1992).

![](_page_24_Picture_0.jpeg)

Figura 4: Representação do projeto do PIP. Fonte: Disponível em http://www.brederoshaw.com/solutions/offshore/pipe-in-pipe.html. Acesso em 11/05/2017.

O PIP com aquecimento ativo começou a ser utilizado para, além de evitar a queda rápida de temperatura, controle de temperatura da fluido transportado e evitar que ele trabalhe abaixo da temperatura de formação dos depósitos. Lervik *et al.* (2000) apresentaram um sistema de aquecimento elétrico direto (do inglês *direct electrical heating* - DEH), que utiliza a camada do duto interno do PIP para a passagem de corrente elétrica. Por efeito Joule, calor é gerado aquecendo o duto interno, que transfere este calor para o fluido transportado. A fonte elétrica é acoplada externamente no duto externo da tubulação, mostra na Figura 5.

![](_page_25_Picture_0.jpeg)

Figura 5: Sistema PIP com sistema de aquecimento elétrico direto. Fonte: http://www.offshoreenergytoday.com/wartsila-bags-deh-contract-for-lianzi-project-congo/. Acesso em 11/05/2017.

Já Laouir e Denniel (2001) apresentaram um sistema de aquecimento elétrico indireto (do inglês n*direct electrical heating* - IEH) para o PIP, onde um componente de aquecimento elétrico é instalado entre o duto interno e o isolante térmico. Este componente pode funcionar tanto de forma indutiva (corrente elétrica passa por um cabo elétrico e retorna pelo duto interno gerando calor) ou por efeito Joule nos próprios cabos elétricos instalados, como mostrando na Figura 6.

![](_page_26_Figure_0.jpeg)

Figura 6: Sistema PIP com aquecimento ativo indireto. Fonte: Urdahl *et al.* (2003); modificado pelo autor.

Ambos os sistemas de aquecimento instalados no *pipe-in-pipe* utilizam instrumentos de medição para realizar o monitoramento e controle da temperatura das tubulações. Um problema que os instrumentos apresentam são ruídos em suas medições, que podem fornecer dados imprecisos para os controladores, induzindo a ações de controle ineficientes.

Su, Cerqueira e Estefen (2004) apresentaram uma solução numérica para análise da transferência de calor transiente no PIP com aquecimento ativo, utilizando o polipropileno como o isolante térmico. Os resultados mostraram que o isolamento de polipropileno é fundamental para o isolamento do sistema, mas a utilização do aquecimento ativo é necessária para manter a temperatura fora do estado crítico, sendo utilizado durante o tempo de parada. Concluíram também que a potência elétrica utilizada é menor por unidade de comprimento se aumentasse a espessura da camada isolante.

Urdahl *et al.* (2003) mostraram um sistema de aquecimento ativo direto (DEH) para a prevenção da formação de hidratos em gasodutos. O sistema foi aplicado no campo de exploração em Huldra, sendo acionado quando o PIP estava a 10°C. A temperatura, aumentou para 60°C em menos de 10 horas, momento em que foi desligado o sistema. O aquecimento mostrou-se eficiente em relação ao controle de temperatura, removendo a possibilidade da formação do hidrato. Silva (2008) apresentou um estudo analítico-numérico de transferência de calor em sistemas *pipe-in-pipe*. O fluido foi considerado estagnado e foi considerado somente a equação de condução de calor. Foi estudada uma otimização da espessura do isolante térmico, a posição e a intensidade dos aquecedores elétricos, com o objetivo de especificar a espessura apropriada de isolante, minimizar os custos de produção do PIP e os custos de operação dos sistemas elétricos ativos.

An e Su (2015) propuseram uma análise de condução de calor transiente no *pipe-inpipe* com aquecimento ativo com um modelo melhorado, considerando o fluido em movimento. A idéia do modelo é mostrar uma melhor relação entre as condições de temperatura e as condições de fluxo de calor. Os valores de fluxo de calor foram considerados constantes. Os resultados mostraram que a temperatura se estabiliza mais rápido à medida que a velocidade média aumenta.

Jin *et al.* (2016) mostraram pela primeira vez uma solução analítica para sistemas *pipe-in-pipe* submetidos a uma pressão externa variando linearmente em três dimensões simétrico, comparando a solução com a solução numérica do Método dos Elementos Finitos. Os resultados finais mostram como a pressão exercida pela camada de água acima da tubulação age sobre toda a superfície externa, podendo chegar em valores como 275 MPa.

### 2.4 Comentários finais

A prevenção da formação de hidrato se tornou um assunto amplamente estudado devido as perdas econômicas e riscos operacionais que o bloqueio das linhas de produção por hidrato apresenta. Neste capítulo apresentaram-se métodos estudados ao longo dos anos para que as linhas de produção tenham um escoamento contínuo. Devido aos ruídos apresentados pelos instrumentos nas medidas da temperatura, o próximo capítulo pretende apresentar um método para minimizar esse ruído e entregar medidas mais próximas das temperaturas reais para o controlador.

### 3. MÉTODOS BAYESIANOS

Este capítulo apresenta uma referência teórica sobre os métodos bayesianos, apresentado a formulação matemática do Filtro de partículas utilizado para estimação do campo de temperatura do sistema *pipe-in-pipe*. Uma revisão bibliográfica mostra o desenvolvimento dos métodos bayesianos aplicados ao PIP.

A Teoria Bayesiana começou a ser usada em maior extensão na década de 60, devido principalmente as evoluções computacionais. Essa teoria está baseada no Teorema de Bayes: a informação *a posteriori* pode ser encontrada a partir da combinação da informação *a priori* e dados desta informação. Quando uma nova informação é obtida, ela é combinada com a informação anterior para formar a base do procedimento estatístico (KAIPIO; SOMERSALO, 2004).

O Teorema de Bayes é utilizado para estimar o estado desconhecidos de um sistema a partir de informações sobre esse estado e, reduzir o ruído de incerteza dessas informações (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; KAIPIO; SOMERSALO, 2004). Assim, dado o conjunto de Equações 1 e 2 representando um sistema não linear de tempo discreto

$$x_k = f_k(x_{k-1}, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}) + \omega_{k-1}$$
(1)

$$y_k = h_k(x_{k-1}, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, x_k) + v_k$$
(2)

onde  $x_k$ ,  $y_k$ ,  $u_k$ ,  $\omega_k$ ,  $v_k$  representam as variáveis estado, saída, entrada, ruído do processo e ruído de medição, respectivamente, no tempo k.  $f_k$  e  $h_k$  são funções não lineares no tempo k (ZHAO *et al*, 2012).

Para a estimação Bayesiana, a inferência de  $x_k$ , dada uma realização de observações  $Y_k$  dependa da densidade *a posteriori*  $P(x_k|Y_k)$ , sendo feita por dois passos dado pelas Equações 3 e 4 (ZHAO *et al*, 2012; EBNGER *et al*, 2015): Predição:

$$P(x_k|Y_{k-1}) = \int P(x_k|x_{k-1})P(x_{k-1}|Y_{k-1})dx_{k-1}$$
(3)

Correção:

$$P(x_k|Y_k) = \frac{P(y_k|x_k)P(x_k|Y_{k-1})}{P(y_k|Y_{k-1})}$$
(4)

onde  $Y_k = \{y_1, y_2, ..., y_k\}$  é as medições de saída para cada passo de tempo k.  $P(x_k|Y_k)$  contém todas as informações probabilísticas sobre o estado  $x_k$ .

Entretanto, a solução analítica da estimação não é possível sem nenhum tipo de suposição adicional. Assim, cada estimador de estados utiliza diferentes hipóteses simplificadoras nas suas abordagens para poder ser utilizado (CUELLAR, 2013).

Os filtros Bayesianos representam uma variedade de métodos que podem ser utilizados para resolver a equação proposto. O Filtro de Kalman é o mais conhecido e utilizado. Porém, seu método é limitado a problemas somente com ruídos lineares Gaussianos (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; KAIPIO; SOMERSALO, 2004; ORLANDE *et al.*, 2008)

Os filtros de partículas são uma alternativa ao filtro de Kalman para a solução de problemas não lineares e/ou com ruídos não Gaussianos (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; ZHAO; HUANG; LIU, 2014; Vianna *et al.*,2013).

#### 3.1 Filtro de partículas

O método do Filtro de partículas (do inglês *Particle filter* - PF) é um método de estimação de estado que pode trabalhar com problemas não lineares e com ruídos não Gaussianos. O PF segue a metodologia de Monte Carlo, que apresenta a função de densidade de probabilidade *a posteriori* em função de um grupo de partículas randômicas associadas aos seus pesos, dado pela Equação 5 (ORLANDE *et al.* 2012; VIANNA *et al.* 2013; ZHAO; HUANG; LIU, 2014).

$$P(x_k|Y_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \delta(x_k - x_k^i)$$
(5)

onde  $\delta$  é a função de Dirac e N o número de partículas. Devido a indisponibilidade da verdadeira *a posteriori*  $P(x_k|Y_k)$  para amostragem das partículas, outra função denominada de distribuição de importância ou distribuição proposta  $q(x_k|X_{k-1},Y_k)$  é definida para um melhor eficiência na amostragem por importância, de tal forma que temos a Equação 6 (ZHAO *et al*, 2012).

$$P(x_k|z_k) = \sum_{i=1}^{N} w_k^i \,\delta(x_k - x_k^i)$$
(6)

onde cada peso  $w_k^i$ , associado a sua partícula, é calculado pela Equação 7.

$$w_{k}^{i} = \frac{P(x_{k}|Y_{k})}{q(x_{k}|X_{k-1},Y_{k})}$$
(7)

O princípio da seleção da distribuição baseia que  $q(x_k|X_{k-1}, Y_k)$  deve conter  $P(x_k|Y_k)$ . A escolha mais popular da distribuição proposta é a função probabilística da equação de estado:

$$q(x_k|X_{k-1}, Y_k) = P(x_k|x_{k-1})$$
(8)

E a importância dos pesos é derivada como:

$$w_k^i \propto P(y_k | x_k^i) \tag{9}$$

Um problema comum decorrente do método do filtro de partículas é o fenômeno da degeneração das partículas ao longo do tempo. Após algum tempo de processamento do algoritmo, apenas uma partícula possui o peso não desprezível. Uma forma de evitar a degeneração é utilizar uma maior quantidade de partículas, mas não garante que a degeneração não ocorra e requer um tempo computacional elevado, tornando-o inviável (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; DOUCET, 2008; ZHAO; HUANG; LIU, 2014).

Gordon, Salmond e Smith (1993) apresentaram um filtro amostragem por importância e reamostragem sequencial (do inglês *Sampling Importance Resampling* - SIR) que corrigi o erro de degeneração das partículas, adicionando o passo de reamostragem que elimina as partículas de menor peso e replica as partículas de maior peso. Assim, depois das partículas posteriores estarem disponíveis, a estimativa média dos estados é calculada por:

$$x_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_k^i \tag{10}$$

O algoritmo do filtro de partículas SIR pode ser resumido pelos seguintes passos abaixo. A Figura 7 mostra o fluxograma do algoritmo (ARULAMPALAM *et al.*, 2002; ORLANDE *et al.*, 2012, SILVA, 2012):

Passo 1 – De i = 0, ..., N, geração das partículas  $x_k^i$  a partir da densidade *a priori*  $P(x_k | x_{k-1}^i)$  e calculo dos pesos  $w_k^i = P(z_k | x_k^i)$ .

Passo 2 – Calculo do peso total  $T_w = \sum_{i=1}^N w_k^i$  e normalização dos pesos das partículas  $w_k^i = T_w^{-1} w_k^i$ .

Passo 3 – Reamostragem das partículas da seguinte forma:

- I. Construir a soma acumulativa dos pesos computando  $c_i = c_{i-1} + w_k^i$  para i = 0, ..., N com  $c_0 = 0$ .
- II. Para i = 1, construir um ponto de partida  $u_1$  a partir da distribuição uniforme  $U[0, N^{-1}]$
- III. Para j = 0, ..., N, avançando pelo CSW fazendo  $u_j = u_1 + N^{-1}(j-1)$
- IV. Enquanto  $u_i > c_i$ , i = i + 1.
- V. Atribuir as partículas  $x_k^j = x_k^i$
- VI. Atribuir os pesos  $w_k^i = N^{-1}$

Passo 4 – Cálculo da média *a posteriori*  $x_k = \sum_{i=1}^N x_k^i w_k^i$  e fazer k = k + 1. Voltar ao passo 2.

![](_page_32_Figure_0.jpeg)

Figura 7: Algoritmo do filtro SIR. Fonte: Silva(2012).

### 3.2 Revisão bibliográfica de PF aplicado ao PIP

Orlande, Dulikravich e Colaço (2008) apresentaram um trabalho mostrando a aplicação dos Filtros de Partículas em problemas de condução de calor. Os resultados mostraram a estimativa do campo de temperatura transiente, onde o modelo da condução de calor e as medidas de temperaturas apresentaram incertezas. Foram feitas simulações em modelos lineares com erro Gaussiano e em modelos não-lineares, mostrando-se um sucesso nos modelos não lineares.

Vianna (2010) apresentou um trabalho de aplicação do Filtro de Partículas SIR e o Filtro de Kalman, para o sistema Pipe-in-Pipe durante a situação crítica de parada de produção para estimar o campo de temperatura do fluido de trabalho, a fim de evitar a formação de hidratos. O filtro foi utilizado para estimar a temperatura tanto do sistema sem a ativação do aquecimento ativo DEH, quanto na ativação do sistema. Foi utilizado um controlador LQR, ativando o sistema de aquecimento quando necessário. Os resultados mostram que o Filtro de Kalman possui uma melhor estimação de estado comparado com o Filtro de Partículas, por apresentar um tempo computacional menor.

Orlande *et al.* (2012) apresentaram a teoria do Filtro de Partícula e do Filtro de Kalman. Três aplicações de transferência de calor foram apresentadas, onde uma delas é a aplicação do Filtro SIR no sistema PIP, mostrando eficiente na estimação do campo de temperatura.

Silva (2012) apresentou um trabalho de aplicação de filtros de partículas para assimilação de dados em problema de fronteira móvel. Foi aplicado os filtros em um problema de transferência de calor para estimar os parâmetros e/ou funções que influenciam na propagação de um incêndio em escala de laboratório. A primeira etapa do trabalho foi um entendimento do algoritmo, com o objetivo de estimar dois tipos diferentes de fluxos de calor. A segunda parte foi estimar a fronteira de solidificação, o calor latente e o campo de temperatura da área de queimada. E por fim, foi feita a aplicação dos filtros para estimar o desenvolvimento de um incêndio de acordo com vários parâmetros reais. Os filtros obtiveram um excelente resultado na estimação do avanço dos incêndios, sendo comparado com o experimental.

Vianna; Orlande e Dulikravich (2013) apresentaram um trabalho na mesma linha de Vianna (2010). O Filtro SIR foi aplicado ao sistema PIP-IEH, porém com um desvio padrão da medida de 3,75%, maior que o desvio padrão utilizado no trabalho anterior de 2,5%. Mesmo com o aumento do desvio padrão, o filtro se mostrou eficiente na redução do ruído da temperatura medida, estimando a temperatura muito próxima da exata.

#### 3.3 Comentários finais

Os métodos bayesianos são métodos estatísticos amplamente utilizados para estimar estados desconhecidos a partir de informações deste estado. Os filtros de partículas apresentado é uma ferramenta estatística utilizada para a redução do ruído de medição e a estimação do campo de temperatura do sistema *pipe-in-pipe*, que permite o controlador ter informações mais precisas sobre o processo e garanta a continuidade do escoamento.

Porém, controladores tradicionais utilizam medidas de temperatura no instante atual para realizar as ações de controle. Se o tempo de amostragem for muito longe, o controlador pode não receber a informação que o sistema atingiu a temperatura de formação de hidrato e não conseguir realizar o controle a tempo. Assim, no próximo

capítulo é apresentado um controlador que utiliza um modelo do processo para prever seus estados em tempos futuros, evitando que a temperatura chegue a temperatura crítica.

### 4. CONTROLADOR PREDITIVO

Neste capítulo é apresentado uma breve história da evolução do controle preditivo até chegar a métodos avançados de controle para plantas complexas. Um referencial teórico sobre o controle preditivo e posteriormente sobre o controlador preditivo baseado em modelo associado a filtro de partículas são mostrados.

4.1 Breve histórico do controlador preditivo

O controlador preditivo baseado em modelo (do inglês *Model Predictive Control* – MPC) não é um método de controle específico, mas sim um conjunto de métodos de controle que usam um modelo de processo para predizer a resposta futura de uma planta em um dado horizonte de predição. A cada intervalo de tempo, o algoritmo MPC dedica-se em otimizar o comportamento futuro da planta por meio de uma sequência futura de ajustes nas entradas de controle. A primeira entrada da sequência ótima de controle é aplicada ao processo e todo o cálculo é repetido entre cada intervalo de tempo de amostragem (QIN; BADGWELL, 2003; STAHL; HAUTH, 2011; MUNIZ, 2014).

A Figura 8 apresenta a estrutura básica para a implementação do algoritmo MPC. A partir de sinais de entradas e saídas conhecidas, o modelo é utilizado para prever a evolução do estado do processo. O otimizador calcula a sequência ótima de controle minimizando a diferença entre o estado predito pelo modelo e a trajetória de referência (comportamento que se deseja obter para a saída futura da planta), considerando a função custo e as possíveis restrições, aplicando a primeira entrada da sequência de controle (CAMACHO; BORDONS 2004).


Figura 8: Estrutura básica do controlador MPC. Fonte: Camacho; Bordons (2004), modificado pelo autor.

A metodologia utilizada pelo MPC pode ser descrita pela Figura 9. No tempo presente k, o modelo prêve os estados futuros  $\hat{y}$  dentro do horizonte de predição  $N_p$  a partir das entradas e saídas passadas. As ações de controle u(k) são calculadas objetivando a minimização do erro entre o que foi predito  $y(k + 1, k + 2, ..., N_c)$  e a trajetória de referencia  $y_{ref_k}$  estabelecida (conhecida como *setpoint*), dentro de um horizonte de controle  $N_c$ . A primeira ação de controle calculada u(k + 1) é aplicada na planta do processo e a outras ações são descartadas. (CAMACHO; BORDONS 2004).



Figura 9: Esquema de controle MPC. Fonte: Carvalho (2017).

O conceito de controlador preditivo moderno começou a ser descrito na década de 60 quando Kalman publicou seus trabalhos. O processo considerado por Kalman pode ser descrito pela Equações 12 e 13 (QIN; BADGWELL, 2003).

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + Gw_k \tag{11}$$

$$y_k = Cx_k + \xi_k \tag{12}$$

Onde o vetor  $u_k$  são as variáveis manipuladas, o vetor  $y_k$  é a saída do processo enquanto o vetor  $x_k$  são os estados. O distúrbio  $w_k$  e o ruído  $\xi_k$  são Gaussianos com média zero. O estado inicial  $x_0$  deve ser considerado Gaussiano com média diferente de zero.

A função objetivo a ser minimizada, *J*, atua penalizando os erros da variável controlada em relação a uma trajetória especificada, ao mesmo tempo, a mudanças da variável manipulada. A função objetivo apresentada é quadrática na forma da Equação 13, podendo ser apresentada por alguma variação e os termos normais da função objetivo são definidos pela Equação 14 (QIN; BADGWELL, 2003).

$$J = \sum_{k=N_t}^{N_2} (y_{ref_k} - \hat{y}_k)^2 + \sum_{k=N_t}^{N_u} \Delta u_k^2$$
(13)

$$\|x\|_Q^2 = x^T Q x \tag{14}$$

A solução do problema conhecida como controlador LQG (*Linear Quadratic Gaussian*) envolve duas etapas distintas. No intervalo de tempo k, a saída medida  $y_k$  é usada para obter o estado estimado ótimo  $\hat{x}_{k|k}$ , pela Equação 16.

$$\hat{x}_{k|k-1} = A\hat{x}_{k-1|k-1} + Bu_{k-1} \tag{15}$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_f(y_k - C\hat{x}_{k|k-1})$$
(16)

Então, a entrada ótima  $u_k$  é calculada utilizando um controlador de estado proporcional ótimo, pela Equação 17.

Onde  $K_f$  é a matriz de ganho do Filtro de Kalman e  $K_c$  é a matriz de ganho do controlador.

O controlador LQG utiliza um horizonte de predição infinito com um ótimo estabilizador de propriedades, e para problemas de modelo linear, mostrou-se estável. Entretanto, no desenvolvimento da teoria LQG não foi considerado restrições na estrada, estados e saídas do processo. As principais limitações são (QIN; BADGWELL, 2003; MUNIZ, 2014):

- i. Restrições;
- ii. Processos não lineares;
- iii. Incerteza do modelo;
- iv. Critério de performance único;
- v. Razões culturais.

De acordo com Qin e Badgwell (2003), um controlador industrial deve manipular o processo industrial afim de manter o sistema o mais próximo possível dos estados exigidos, sem violar as restrições impostas. Acrescentando que processos industriais são tipicamente complexos, não lineares, com restrições multivariáveis e cuja a dinâmica varia com o tempo, devido a mudanças nas condições operacionais, ação de catalisadores, etc. O desenvolvimento do modelo dos processos físicos e químicos as vezes não se tornam justificável economicamente. Entretanto, o motivo mais significante do LQG ter falhado como método de controle em processos industriais está no fato de que a comunidade de controle não foi exposta aos conceitos do LQG ou o consideram impraticáveis.

Diante das condições desfavoráveis da teoria LQG, o desenvolvimento de uma metodologia de controle baseada em modelo mais geral foi inevitável. A otimização dinâmica é resolvida *on-line* a cada passo de tempo do controle. As entradas do processo são calculadas afim de otimizar a planta futura dentro de um intervalo de tempo determinado, chamado de horizonte de predição. Plantas dinâmica são descritas pelo modelo explícito do processo que pode ser usado, a princípio, com qualquer modelo matemático. As restrições de entrada e saída são consideradas na formulação matemática da planta sendo antecipadas e prevenidas. Técnicas novas foram desenvolvidas envolvendo as condições citadas anteriormente com técnicas de identificação que permitem estimativas mais rápidas e reduzindo o custo de

(17)

desenvolvimento do modelo. O controlador preditivo (MPC) nasceu dessa nova metodologia desenvolvida (QIN; BADGWELL, 2003; MUNIZ, 2014).

Richalet *et al.* (1978) apresentaram a primeira descrição de aplicação do MPC. O controlador desenvolvido foi chamado de MPHC (*Model Predictive Heuristic Control*). O algoritmo computacional para a solução foi denominado de IDCOM (*Identification and Commanda*). Algumas das suas características são a facilidade de abordar problemas com diversas entrar e o uso de um modelo interno para prever as relações entre entradas e saídas. (SANTORO, 2009).

Desenvolvido por engenheiros da Shell, o controlador DMC (*Dynamic Matrix Control*) foi apresentado por Cutler e Ramaker (1979). O modelo relaciona mudanças na saída do processo a somatória ponderado de valores passados das mudanças de entrada. A característica do DMC é conduzir a saída do processo com o menor erro possível em relação ao *set point* e com uma restrição no movimento das variáveis manipuladas, implicando em menores variações nas entradas e uma resposta menos agressiva (QIN; BADGWELL, 2003).

Os algoritmos IDCOM e DMC compõem a primeira geração de métodos do MPC e tiveram um enorme impacto nos processos industriais, servindo como o marco para o paradigma do MPC na indústria. Porém, os problemas de restrições ainda persistiam.

Novamente, os engenheiros da Shell buscando uma melhoria no DMC, incrementaram uma programação quadrática no algoritmo do DMC, na qual as restrições nas entradas e saídas aparecem explicitamente. Garcia e Morshedi (1986) apresentaram como características do novo algoritmo o modelo linear a uma resposta degrau para a planta; objetivo de performance quadrático através de um horizonte de predição finita; Comportamento para a saída futura da planta especificada, seguindo o *set point* o mais próximo possível; entradas ótimas calculadas pela solução de uma programação quadrática. Uma desvantagem apresentada pelo QDMC, segundo Prett e Garcia (1988), é a incorporação de objetivos múltiplos na função objetivo avaliar os verdadeiros critérios de desempenho do controlador. O QDMC representa a segunda geração de controladores MPC.

A terceira geração de controladores MPC é representada pelos algoritmos IDCOM-M (*Identification and Command Multiple*), HIECON (*Hierarchical Constraint Control*), SMCA (Setpoint Multivariable Control Architecture) e SMOC (Shell Multivariable

*Optimizing Controller*). Esta geração avalia amplos níveis de restrição, soluções impossíveis são recuperadas, abrangendo uma grande faixa de processos estáveis e instáveis (QIN; BADGWELL, 2003).

O DMC-plus e o RMPCT representam a quarta geração da tecnologia MPC. Estes algoritmos foram desenvolvidos diante da necessidade que o mercado buscava para o controle preditivo (QIN; BADGWELL, 2003).

## 4.2 Formulação determinística do MPC

O controlador MPC possui raízes em controle ótimo, este controlador possui várias aplicações, em virtude de sua capacidade em considerar as restrições dos processos. Seu conceito básico consiste em utilizar um modelo dinâmico no processo de previsão do comportamento futuro do sistema em um determinado horizonte de predição P, otimizando a previsão e produzindo uma melhor decisão no momento atual k (RAWLINGS; MAYNE, 2009; LOPEZ, 2014; QIN; BADGWELL, 2003). Dado um sistema dinâmico discreto determinístico, conforme dado pela Equações 18 e 19.

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \tag{18}$$

$$y_k = g(x_k) \tag{19}$$

Em que  $x_k$  é o vetor de estados,  $y_k$  o vetor de saída, f e g são funções, possivelmente não lineares do sistema. O estado inicial,  $x_0$ , é sujeito as restrições dadas por  $x_k \in \chi \subset \mathbb{R}^n$  e  $u_k \in \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^m$ . Geralmente,  $\chi$  e  $\mathcal{U}$  são restrições do tipo "caixa" dadas pelas Equações 20 e 21 (STAHL; HAUTH, 2011).

$$\chi = \{ x \in \mathbb{R}^n | x_{min} \le x \le x_{max} \}$$
<sup>(20)</sup>

$$\mathcal{U} = \{ u \in \mathbb{R}^m | u_{min} \le u \le u_{max} \}$$
(21)

Nas equações acima,  $x_{min}$ ,  $x_{max}$ ,  $u_{min}$  e  $u_{max}$  são vetores constantes. De acordo com Dutra (2012), o problema linear do controlador MPC se refere à minimização de

uma função objetivo quadrática, sujeita ao modelo e às restrições. O procedimento de minimização é dado conforme a Equação 22.

$$\min_{\bar{u}_{k:(k+P)}} J(x_k, \bar{u}_{k:(k+P)}, P) = \sum_{j=k}^{k+P} \left\| \bar{u}_j - \bar{u}_{j-1} \right\|_Q^2 + \sum_{j=k+1}^{k+P} \left\| y_j^{set} - \bar{y}_j \right\|_Q^2$$
(22)

As barras em cima das variáveis  $\bar{u}_j$  e  $\bar{y}_j$  indicam que elas são respectivamente, as entradas de controle preditas e as observações preditas.  $y_j^{set}$  é o vetor com os *setpoints* do processo, que denota a trajetória das saídas do sistema que devem ser alcançadas por esse sistema de controle (STAHL; HAUTH, 2011). Dessa maneira, a Equação 23 mostra a sequência ótima de entradas.

$$\hat{u}_{k:(k+P)} = \min_{\bar{u}_{k:(k+P)}} J(x_k, \bar{u}_{k:(k+P)}, P)$$
(23)

No algoritmo MPC, apenas o primeiro valor dessa sequência é usado como entrada de controle no passo de tempo atual e o restante são descartados. No próximo passo de tempo (k + 1), em que uma nova saída está disponível, o passo de otimização é novamente repetido (QIN; BADGWELL, 2003).

Essa formulação é tratada como a formulação clássica do controlador MPC, e soluciona o problema de controle como um problema de otimização. Entretanto, essa solução torna-se complexa quando são estudados processos com modelos estocásticos para evolução e dinâmica de observações de estados e saídas. Com o intuito de solucionar este problema, alguns trabalhos vêm utilizando nos últimos anos os métodos de estimação, apresentados anteriormente, como ferramentas numéricas para aproximar os problemas de otimização, e conforme sua natureza sequencial e simplicidade de programação, os algoritmos sequenciais de Monte Carlo têm se tornado métodos apropriados para resolver problemas de otimização estocástica (LOPEZ, 2014).

4.3 Filtro de partículas – Controlador preditivo baseado em modelo (PF-MPC)

A literatura apresenta três abordagens que têm sido exploradas respectivamente por Andrieu *et al.* (2004), Kantas *et al.* (2009) e Stahl e Hauth (2011), sendo apresentadas no subtópico 3.2 que utilizam conceitos de estimação por Simulação de Monte Carlo (SMC) para aproximar o problema de otimização do controlador MPC. Os três trabalhos compartilham de ideias parecidas, contudo, apresentam características distintas em sua abordagem (CARVALHO, 2017).

O MPC clássico otimiza um horizonte de tempo finito e tem como vantagem principal permitir que o intervalo de tempo atual seja otimizado, considerando os intervalos de tempo futuros. Contudo, como já mencionado anteriormente, processos dinâmicos de caráter estocásticos o efeito do ruído de medição e de perturbação não podem ser levados em consideração (SHIMADA; NISHIDA, 2015). O método proposto por Stahl e Hauth (2011), denominado PF-MPC utiliza de uma abordagem semiestocástica para resolver para a resolução de um problema de otimização para modelos de sistemas estocásticos. Nesse algoritmo, há a interligação de dois filtros de partículas, um para a estimação de estados e outro para resolver o problema de controle do modelo estocástico.

De acordo com Lopez (2014), o método consegue resolver de forma satisfatória o problema de estimativa e controle. Podendo ser explicado em virtude de Equações similares com as do problema determinístico. Sendo assim, dado um sistema dinâmico determinístico, descrito pelas Equações 24 a 27, e definido pelas sequências  $\{\bar{x}_j\}_{j\geq 0}$  e  $\{\bar{y}_j\}_{j\geq 0}$ , e pelos processos aleatórios  $\{\bar{u}_j\}_{j\geq 0}$  e  $\{\bar{y}_j^{set}\}_{j\geq 0}$ 

 $\bar{x}_j = f(\bar{x}_{j-1}, \bar{u}_{j-1})$  (24)

$$\bar{y}_j = g(\bar{x}_j, \bar{u}_j) \tag{25}$$

$$\bar{u}_{j} \sim \mathcal{N}\left(\bar{u}_{j-1}, Q^{-1}\right) \tag{26}$$

$$\bar{y}_j^{set} | \bar{y}_j \sim \mathcal{N}(\bar{y}_j, R^{-1})$$
(27)

Em que  $J \in \{n + 1, ..., n + P\}$ ,  $f: \Re^n \times \Re^m$ , e  $g: \Re^n \times \Re^m \to : \Re^P$  e as matrizes simétricas positivas  $Q \in \Re^{m \times m}$  e  $R \in \Re^{P \times P}$ . O estado inicial  $\bar{x}_0$ , agora, é dado pela estimativa fornecida pelo primeiro filtro de partículas  $\hat{x}_k$ . Desse modo, a distribuição de probabilidade de  $p(\bar{u}_{k:k+P}|y_{k+1:k+P}^{set})$  é atingida no mesmo ponto que a minimização da função objetivo do controlador MPC dada pela Equação 28 (LOPEZ, 2014).

$$J = \sum_{j=k}^{k+P} \left\| \bar{u}_j - \bar{u}_{j-1} \right\|_Q^2 + \sum_{j=k+1}^{k+P} \left\| y_j^{set} - \bar{y}_j \right\|_Q^2$$
(28)

Seguindo essa conclusão, é possível usar então, dois filtros de partículas para o problema do controlador MPC para processos estocásticos. Sendo assim, o conjunto de equações que descrevem sistema pode ser aumentado pelos componentes estocásticos. A evolução de cada elemento é dada pela série temporal mostrada pelas Equações 29 a 31.

$$\bar{x}_{j} \sim f\left(\bar{x}_{j} | \bar{x}_{j-1}, \bar{u}_{j-1}\right) \tag{29}$$

$$\bar{u}_j \sim f_u(\bar{u}_j | \bar{u}_{j-1}) \tag{30}$$

$$\bar{u}_j = \bar{u}_{j-1} \tag{31}$$

Em que  $f_u(\bar{u}_j|\bar{u}_{j-1}) = \mathcal{N}(\bar{u}_{j-1}, Q^{-1})$  e *f* é uma medida de probabilidade apropriada. A função de probabilidade é então dada pela Equação 32:

$$p(y_j^{set}|\bar{x}_j) = \int p(y_j^{set}|\bar{y}_j) p(\bar{y}_j|\bar{x}_j) d\bar{y}_j$$
(32)

Dessa forma, o segundo filtro de partículas retorna como informação as previsões dos estados, das manipuladas e os pesos, conforme pode ser visualizadas na Equação 33.

$$\{\bar{x}_{k+P}^{i}, \bar{u}_{k+P}^{i}, \bar{w}_{k+P}^{i}\}_{i=1}^{N}$$
(33)

## 4.4 Revisão bibliográfica do PF-MPC

Andrieu *et al.* (2004) estudou a aplicação de métodos de partículas na realização da estimativa de estado em modelos não lineares com ruídos de distribuição não Gaussianas. Com uma estimação, denominada pelos autores como "ótima", foi possível usar essa informação atual dos estados para o procedimento de otimização habitual do controlador MPC.

Kantas *et al.* (2009) propuseram o uso de Simulação de Monte Carlo (SMC) como mecanismo computacional para a solução do problema de um controlador MPC em processos estocásticos. Entretanto, ao realizar essa operação de forma interligada entre o problema de estimação e controle, o algoritmo final apresentou para sistemas com comportamento estocástico mais forte, um custo computacional inviável para sua implementação.

Stahl e Hauth (2011) propuseram, em uma visão menos geral que a de Kantas *et al.* (2009) um algoritmo que permitiu uma implementação mais simples, o qual foi denominado PF-MPC (*Particle Filter – Model Predictive Control*).

Moreira (2013) apresentou um trabalho comparativo entro o MCP associado ao Filtro de Kalman e o controlador Proporcional Integral derivativo (PID) para controle ótimo de plantas monovariáveis. Os controladores foram utilizados em quatro casos diferentes e em todos os casos o MPC teve um desempenho superior que o controlador PID. O pior desempenho apresentado foi em um problema de tempo morto, onde possui um estado mais instável, mas mesmo assim foi superior ao PID, mostrando que o controlador MPC pode ser uma ferramenta futura para substituição do PID em processos futuros.

Em um trabalho recente, Carvalho (2017) apresentou um controlador MPC apresentado associado ao Filtros SIR. O trabalhou apresenta casos onde os erros não são necessariamente gaussianos e foi aplicado o conceito de restrição no controlador, fazendo o trabalhar dentro de uma região viável do processo. Os resultados mostraram que o controlador MPC realiza o controle ótimo dos estados controlados com sucesso. O caso de do sistema de reação van der Vusse (ENGELL; KLATT, 1983) é o mais complexo abordado, e o controlador conseguiu reduzir o ruído da medida e controlar a concentração de produto dentro dos limites estabelecidos, mostrando ser uma ferramenta forte para o controle de processos industriais.

Durante a revisão bibliográfica da presente dissertação, não foi encontrado nenhum trabalho que abordasse o controlador PF-MPC para o problema de difusão de calor no *pipe-in-pipe*. O trabalho apresentado por VIANNA (2010) utiliza o controlador LQR para o controle ótimo do pipe-in-pipe que, como visto anteriormente, apresenta limitações em seu algoritmo que não aparecem no controlador PF-MPC.

## 4.5 Comentários finais

Neste capítulo foi apresentado um resumo teórico sobre os controladores preditivo, apresentando o modelo de controlador associado aos filtros de partículas (PF-MPC). Observa-se que o controle avançado do processo juntamente com a estimação de estado vem ganhando destaque na área acadêmica, diante dos recentes trabalhos apresentados.

O modelo do processo controlado deve representar fielmente o estado do processo em cada passo de amostragem do controlador. A precisão do modelo pode definir se a ação de controle terá um bom desempenho. O Método dos Elementos Finitos entra como um método para representar o modelo através de uma solução numérica aproximada do processo, sendo mostrada no próximo capítulo.

# 5. MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS

Neste capítulo é apresentado o Método dos Elementos Finitos, abordando o método aplicado ao problema de difusão de calor transiente estudado no problema deste trabalho.

O Método dos Elementos Finitos (MEF) é um método matemático amplamente utilizado para resolver problemas de engenharia onde a solução analítica é desconhecida ou de difícil obtenção. Esse método não produz uma fórmula como uma solução, e sim uma solução numérica aproximada do problema proposto. Entre suas vantagens está a grande versatilidade, à qualidade dos resultados e à relativa facilidade na implementação computacional (LIRA, 2002)

Uma etapa importante do MEF é a definição da malha que represente o domínio que desejasse ser estudado, dividindo-o em subdivisões chamados de elementos finitos. Dado a complexidade de alguns problemas de engenharia, a definição da malha tornasse um processo complexo devido a diferentes formas geométricas do problema e definir a malha de elementos associadas a essas formas com precisão para as simulações numéricas (BARCELLOS, 2014).

Uma das características mais importante do MEF é a convergência da sua solução. Para uma malha bem estruturada, à medida que o tamanho dos elementos finitos tende a zero, e consequentemente, a quantidade de elementos tende ao infinito, a solução numérica obtida converge para a solução exata do problema. Assim, a precisão da solução do método depende da quantidade de nós e elementos da malha (SOUZA, 2013).

5.1 Método dos Elementos finitos aplicado a problemas de transferência de calor

Considerando a equação de difusão de calor transiente abaixo:

$$\rho C_p \frac{\delta u}{\delta t} - \nabla (k \nabla u) = Q \in \Omega$$
(34)

onde u é a função escalar que representa a temperatura,  $\rho$  é a densidade,  $C_p$  é o calor específico, k é a condutividade térmica, ambos do material. t é o escalar que representa o tempo e Q é o termo fonte.

As condições de contorno e condição inicial é dada por:

$$u = f(x) \text{ para x em } \Gamma_1 \tag{35}$$

$$-\nabla . (k\nabla u) . \hat{n} = q(x) \text{ para x em } \Gamma_2$$
(36)

onde  $\hat{n}$  é o vetor normal unitário. Aplicando o método dos elementos finitos, a temperatura é aproximada para cada elemento pela função na forma (VUJICIC, 2006):

$$u^{(e)}(x, y, z) = \sum_{i=1}^{r} N_i(x, y, z) u_i(t)$$
(37)

onde  $N_i$  é a função de interpolação e  $u_i$  é a temperatura nodal no instante de tempo t. O método de Galerkin é um método de resíduos ponderados que trata diretamente das equações diferenciais. Aplicando o método de Galerkin, temos:

$$M\dot{u} + Ku = f \tag{38}$$

Onde *M* é a matriz de capacitância, *K* é a matriz de condutância forma por  $K = K_c + K_h$ , e  $f = R_Q + R_q + R_h + R_r$ .  $\dot{u}$  é a temperatura diferenciada em cada tempo. Os termos *M*, *K* e *f* são representados por:

$$M = \int_{\Omega^e} \rho C_p N[N] d\Omega$$
(39)

$$K_c = \int_{\Omega^e} [B]^t [k] [B] d\Omega$$
(40)

$$K_h = \int_{\Omega^e \cap S_2} hN[N]d\Gamma$$
(41)

$$R_Q = \int_{\Omega^e} QN d\Omega \tag{42}$$

$$R_q = \int_{\Omega^e \cap S_1} q_s N d\Gamma \tag{43}$$

$$R_h = \int_{\Omega^e \cap S_2} h u_f N d\Gamma$$
(44)

$$R_q = -\int_{\Omega^e \cap S_3} q_r N d\Gamma \tag{45}$$

$$[B] = \begin{bmatrix} \frac{\partial N_1}{\partial x} & \frac{\partial N_2}{\partial x} & \cdots & \frac{\partial N_r}{\partial x} \\ \frac{\partial N_1}{\partial y} & \frac{\partial N_2}{\partial y} & \cdots & \frac{\partial N_r}{\partial y} \\ \frac{\partial N_1}{\partial z} & \frac{\partial N_2}{\partial z} & \cdots & \frac{\partial N_r}{\partial z} \end{bmatrix}$$
(46)

onde  $q_s$  é o fluxo de calor na superfície  $S_1$ , h é o coeficiente de convecção e  $u_f$  a temperatura do fluido na superfície  $S_2$  e  $q_r$  é o fluxo de calor da radiação na superfície  $S_3$ . A aproximação temporal é feita pelo método implícito de Diferença Finita. Hughes (1977) mostra que o método implícito é condicionalmente estável para problemas lineares e não lineares. A aproximação temporal da Equação 47 é expressa por:

$$(M + \Delta tK)u^{n+1} = Mu^n + \Delta tf^n \tag{47}$$

# 6. METODOLOGIA

Neste capítulo será apresentado o procedimento utilizado para a implementação do PF-MPC no problema de difusão de calor no PIP-DEH, as quais aborda a modelagem do processo e os parâmetros utilizados para representar o modelo, os testes realizados no filtro de partículas SIR e no controlador PF-MPC e, por último, a análise dos dados.

#### 6.1 Modelagem do processo

O sistema *pipe-in-pipe* é estudado nesta dissertação considerando a utilização do sistema de aquecimento elétrico direto. A formulação matemática da difusão do PIP-DEH é considera transiente e cada camada é considerada homogênea e isotrópica, suas propriedades termofísicas são constantes e conhecidas. O sistema DEH é considerado como um fluxo de calor prescrito na superfície da camada do duto interno. O sistema PIP-DEH é representado na Figura 10



Figura 10: Representação do PIP-DEH. Fonte: Vianna (2010), modificado pelo autor.

A equação governante do sistema PIP-DEH é dada por:

$$\rho_i C_{p_i} \frac{\partial T_i(r,t)}{\partial t} = \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left( r k_i \frac{\partial T_i(r,t)}{\partial r} \right), \tag{48}$$

Em  $r_i \le r \le r_{i+1} e t > 0;$ 

Onde i = 0, 1, 2 e 3 representa cada camada do sistema iniciando do interior para o exterior.

Satisfazendo as seguintes condições de contorno:

$$k_{3}\frac{\partial T_{3}(r,t)}{\partial r} + hT_{3}(r,t) = hT_{\infty} + q_{sup}(t), em r = r_{3} e t > 0;$$
(49)

$$-k_1 \frac{\partial \mathcal{T}_1(r,t)}{\partial r} = hq_{sup}(t), em r = r_1 e t > 0;$$
(50)

$$k_1 \frac{\partial \mathcal{T}_1(r, \phi, t)}{\partial \mathbf{r}} = hq_{sup}(\phi, t), em \, r = r_1, 0 \le \phi \le 2\pi \, e \, t > 0; \tag{1}$$

E condição inicial:

$$T_i(r,0) = T_{i_0}, para \ t = 0, em \ r_i \le r \le r_{i+1} \ e \ t > 0;$$
(51)

Onde *k* é a condutividade térmica  $[W/(m \circ C)]$ ,  $\rho$  é a massa específica  $[kg/m^3]$ ,  $C_{\rho}$  é o calor específico  $[J/kg \circ C]$ , *h* é o coeficiente de troca térmica  $[W/m^2 \circ C]$ ,  $q_{sup}$  é o fluxo de calor prescrito na superfície  $[W/m^2]$  e  $T_{\infty}$  é a temperatura ambiente  $[\circ C]$ .

#### 6.2 Testes realizados

Para resolver o problema direto de difusão de calor bidimensional transiente, foi utilizado o Método dos Elementos Finitos com o método implícito para a aproximação temporal. A verificação do algoritmo da solução do problema direto foi apresentada no trabalho publicado DELLACQUA *et al.*, 2016.

A malha utilizada na solução do problema direto é mostrada na Figura 11, contendo 532 nós e 31031 elementos nodais.



Figura 11: Malha fina.

A Tabela 1 apresenta as propriedades termofísicas das camadas do PIP utilizadas para a simulação do sistema, de acordo com Vianna (2010). Os materiais considerados duto interno, isolamento térmico e duto externo são respectivamente aço carbono, polipropileno e aço carbono. O fluido é o petróleo e o meio externo é água. Foi considerado uma temperatura inicial uniforme para todo o sistema de 60°C. O fluxo de calor prescrito inicialmente é considerado zero e, posteriormente, ele será a variável manipulada no controlador PF-MPC para aquecer o sistema e evitar a queda de temperatura. Assim, o modelo foi simulado inicialmente como um problema de resfriamento, onde a temperatura decresce com o tempo até se igualar com a temperatura da água externa de 4°C (Su, 2003).

Componentes	Diâmetro Interno	Diâmetro Externo	Massa Específica	Calor Específico	Condutividade Térmica
Fluido			922,52	1929,2	0,1234
			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$
Duto Interno	0,20 m	0,25 m	7.700	502,1	52,34
			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$
Isolamento			750	2.000	0,17
Térmico			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$

Tabela 1: Propriedades termofísicas do sistema PIP.

Duto Externo	0,35 m	0,40 m	7.700	502,1	52,34
			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$
Meio Externo			922,52	3.993	0,59
			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$

Fonte: Vianna (2010), modificada pelo autor.

Devido à dificuldade de obter dados experimentas reais do sistema, a solução da formulação matemático de difusão de calor no PIP-DEH será utilizada para a aquisição de dados simulados. A medição da temperatura é feita em um único ponto, localizado na camada externa do duto interno. Incertezas nas medições obtidas, proveniente do aparelho de medição, devem ser consideradas nas medidas obtidas para melhor representa-las. Assim, as medidas são obtidas através da Equação 38.

$$y_{med} = y_{exa} + \lambda \sigma_{med} \tag{52}$$

Nesta representação,  $y_{exa}$  é a medição da temperatura exata (sem ruído),  $\lambda$  é um número aleatório gerado a partir da distribuição normal de média zero e  $\sigma_{med}$  é o desvio-padrão da medição.

A utilização do mesmo modelo matemático para a geração das partículas experimentais e para gerar a solução do problema inverso é chamado de crime inverso (KAIPO; SOMERSALO, 2004). Para atenuar este problema, foi utilizado uma malha grossa na solução do problema inverso com 261 nós e 460 elementos nodais, mostrada na Figura 12. Além disso, a utilização de um ruído nos dados simulados para gerar os dados medidos foi outra maneira para atenuar o crime inverso.



Figura 12: Malha grossa.

Para o teste no filtro SIR, os números de partículas testados foram 50, 100, 200, 500 e 1000, escolhidos aleatoriamente. Foram realizados dois testes.

O Teste 1 é realizado para comparar o resultado obtido com o resultado mostrado por Vianna (2010) para os desvios-padrão da medida de 2,5% e do modelo de 5%, ambos da temperatura inicial.

Os desvios-padrão no Teste 2 foram escolhidos aleatoriamente, mas com o intuito de aumentar o desvio-padrão da medida e observar o desempenho do filtro SIR. Os valores escolhidos foram de 5% para o desvio-padrão da medida e 2,5% para o desvio-padrão do modelo, ambos da temperatura inicial. Este valor de desvio-padrão é um valor extremo para instrumentos de medição, podendo considerar que o aparelho de medição de temperatura esteja descalibrado ou uma falha no processo, aumento o ruído de medição.

O desempenho do controlador PF-MPC foi testado variando os parâmetros do segundo filtro, sendo ambos o filtro de partículas SIR. Os valores de número de partículas foram escolhidos baseado no desempenho dos testes apresentados pelo filtro SIR, sendo escolhidos os números foram 50 e 100 partículas. Os demais números de partículas não foram utilizados por apresentar um grande tempo computacional. Os parâmetros escolhidos para o primeiro filtro do PF-MPC foram os utilizados no Teste 2 para o filtro SIR.

Os valores para os parâmetros do segundo filtro do controlador estão apresentados na Tabela 2. O Teste A para o PF-MPC tem o objetivo de variar o desvio-padrão da função de verossimilhança ( $\sigma_{veros}$ ) da temperatura inicial do sistema, que atribui o

peso as partículas do segundo filtro, influenciando diretamente no cálculo da variável manipulado. O Teste B tem o objetivo de variar o desvio padrão da função de densidade *a priori* ( $\sigma_{dens}$ ) da condição inicial da variável manipulada, variando o campo de geração das partículas do segundo filtro, tendo que o aumento do desvio padrão gera um campo maior.

		Teste A			Teste B	
Nº Partículas	$\sigma_{veros}$	$\sigma_{dens}$	$\mathit{N}_p$ (horas)	$\sigma_{veros}$	$\sigma_{dens}$	$N_p$ (horas)
	1%				1%	
50	3%	5%	5	5%	5%	5
	5%				10%	
	1%				1%	
100	3%	5%	5	5%	5%	5
	5%				10%	

Tabela 2 - Parâmetros utilizados nos testes do controlador PF-MPC.

Tanto os valores de desvios-padrão da função da função de verossimilhança e da função de densidade *a priori*, quanto o horizonte de predição  $N_p$  foram escolhidos aleatoriamente.

O Teste C é realizado variando o horizonte de predição no PF-MPC. Os valores do desvio padrão da função de verossimilhança é fixado em 1% e o da função de densidade a priori em 5%. Os valores do horizonte de predição variam de 5 horas e 8 horas escolhidos aleatoriamente. O número de partículas utilizado é de 50.

#### 6.3 Análise de dados

Primeiramente, avaliou-se o desempenho do filtro de partículas SIR sem a ação do controlador. Foi utilizado o erro médio quadrático (do inglês *Root Mean Square* - RMS) para essa avaliação do desempenho conforme a Equação 39:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{Npart} (y_{exa} - y_{est})^2}{N}}$$

(53)

Onde *N* é o número da amostra e *Npart* é o número de partículas. Um intervalo de credibilidade de 99% para a estimativa foi considerado para tempo de amostragem. O intervalo de credibilidade superior  $L_{sup}$  e o inferior  $L_{inf}$  são calculados pelas Equações 40 e 41 respectivamente.

$$L_{sup} = y_{est} + 2,576\sigma_{est}$$
(54)

$$L_{inf} = y_{est} - 2,576\sigma_{est} \tag{55}$$

A incerteza das partículas é dado por  $\sigma_{est}$ .

O desempenho do primeiro filtro do controlador PF-MPC foi avaliado pelo RMS e o desempenho do segundo filtro foi avaliado pela somatória do erro absoluto (do inglês *Absolute Error Sum* - AES), apresentado pela Equação 42

$$AES = \sum_{i=1}^{N} |y_{set} - y_{est}|^2$$
(56)

Onde  $y_{set}$  é a temperatura de *setpoint* da variável estimada no controlador. O *setpoint* estabelecido foi de 30°C e o valor da temperatura crítica é de 20°C, de acordo com VIANNA (2010).

As simulações computacionais foram realizadas em um computador CORE i7 de 2.2 GHz, 16GB de RAM, e os algoritmos foram implementados na plataforma *Matlab*®.

# 7. RESULTADO E DISCUSSÃO

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados obtidos na aplicação da metodologia abordada no Capítulo 6. Foram realizados testes no filtro de partículas e no controlador PF-MPC, variando os parâmetros selecionados, para verificar a influência desses parâmetros na estimação e controle do sistema *pipe-in-pipe*.

## 7.1 Resultado do problema direto de resfriamento do pipe-in-pipe

O resultado do problema de resfriamento para o sistema *pipe-in-pipe* é apresentado na Figura 13. A temperatura do duto tente a se aproximar da temperatura da água do oceano, no valor de 4 °C, em um tempo de aproximadamente 250 horas.





Figura 13: Campo de temperatura em °C nos tempos (A) 1 horas, (B) 100 horas e (C) 250 horas.

A Figura 14 mostra o resfriamento no ponto de medição de temperatura pelo instrumento. Observa-se uma queda acentuada na temperatura nas primeiras 100 horas, diminuindo esta queda após este tempo. O tempo de resfriamento até a temperatura de 30 °C, temperatura estabelecida como setpoint no controlador PF-MPC, foi de aproximadamente 30 horas. Posteriormente, o controlador irá calcular suas ações de controle para estabilizar o PIP nesta temperatura.



Figura 14: Temperatura ao longo do tempo no ponto de medição.

#### 7.2.1 Teste 1

Os valores de RMS e do tempo médio de processamento do algoritmo para cada passo da amostragem estão representados na Tabela 3. Observa-se que o aumento do número de partículas no filtro SIR melhora a estimação da temperatura, diminuindo o valor do RMS. Para os valores de 50 e 100 partículas, o valor de RMS possui uma queda muito pequena, mas quando se considera os valores de 50 e 200 partículas o RMS já possui uma queda maior, mostrando uma melhora considerável na estimação. O melhor resultado, como esperado, foi o de 1000 partículas. Porém o tempo computacional é 5 vezes maior que os resultados para 200 partículas e a diferença entre os valores de RMS menor que entre a diferença entre 50 e 200 partículas, tornando-se um valor de partículas pouco atrativo.

Número de partículas	RMS	Tempo (segundos)
50	0.2713	9.6300
100	0.2710	18.430
200	0.2081	37.070
500	0.1884	98.020
1000	0.1752	185.19

Tabela 3: Dados do desempenho do Teste 1

As Figura 15 e Figura 16 mostram a estimação da temperatura no ponto de medição do instrumento para o número de 200 e 1000 partículas. O filtro consegue reduzir o ruído da medição em todos os testes apresentados. O intervalo de confiança apresentado abrangendo a maioria dos valores de temperatura medidos e os estimados, ou seja, as opções da solução ficam maior. Isto produz uma solução menos confiável.



Figura 15: Temperatura estimada no ponto de medição para 200 partículas, Teste 1.



Figura 16: Temperatura estimada no ponto de medição para 1000 partículas, Teste 1.

Os campos de temperatura estimados pelo filtro SIR são apresentados nas Figura 17 e Figura 18, apresentando uma solução próxima da solução do problema direto. O filtro mostrou-se uma ferramenta eficiente estimação do campo de temperatura.



Figura 17: Comparação dos campos de temperatura para (A) Problema direto, (B) 200 partículas e (C) 1000 partículas para o tempo de 1 hora, Teste 1.



Figura 18: Comparação dos campos de temperatura para (A) Problema direto, (B) 50 partículas e (C) 200 partículas para o tempo de 100 horas, Teste 1

## 7.2.2 Teste 2

Os resultados do Teste 2, considerando um desvio-padrão de medida maior e um desvio-padrão de modelo menor, são apresentados na Tabela 4.Tabela 4: Dados do desempenho do Teste 2. Assim como no teste anterior, o aumento do número de partículas implica na melhora da estimação da temperatura no sistema PIP. Observa-se um RMS maior para os números me partículas de 50 e 100 comparado ao teste anterior. Já para os valores 200 partículas e maiores, o valor de RMS já se aproxima dos resultados anteriores, mostrando que, mesmo com o aumento do erro de medição, a solução do filtro SIR se aproxima da solução do problema direto com um número maior de partículas.

Tabela 4: Dados do desempenho do Teste 2.

Número de partículas	
----------------------	--

50	0.3227	9.180
100	0.3060	18.32
200	0.2389	36.67
500	0.1899	91.90
1000	0.1850	183.32

A temperatura estimada ao longo do tempo na posição de medição é mostrada nas Figura 19 e Figura 20. O resultado mostra que o filtro SIR consegue aproximar a solução estimada da solução direto. A maior parte das temperaturas medidas estão fora do intervalo de credibilidade, produzindo assim uma solução mais confiável. O filtro SIR se mostrou uma ferramenta eficiente para estimação da temperatura no sistema PIP.



Figura 19: Temperatura estimada no ponto de medição para 200 partículas, Teste 2.



Figura 20: Temperatura estimada no ponto de medição para 1000 partículas, Teste 2.

Os campos de temperatura estimados são apresentados nas Figura 21 e Figura 22. Observa-se uma solução do filtro SIR próxima à da solução direta, podendo ser uma ferramenta aplicada em processos reais para estimação do campo de temperatura.



Figura 21: Comparação dos campos de temperatura para (A) Problema direto, (B) 200 partículas e (C) 1000 partículas para o tempo de 1 hora, Teste 2.



Figura 22: Comparação dos campos de temperatura para (A) Problema direto, (B) 50 partículas e (C) 200 partículas para o tempo de 100 horas, Teste 2

7.3 Resultado do controlador PF-MPC

O número de partículas escolhidos para os testes no controlador PF-MPC são de 50 e 200 partículas. Devido ao valor de RMS, apresentado nos Testes 1 e 2, de 100 partículas ser muito próximo do de 50 partículas, esse valor não foi utilizado. O número de 500 e 1000 partículas não é utilizado devido aos seus tempos computacionais serem grandes, lembrando que o PF-MPC utiliza dois algoritmos do filtro SIR.

#### 7.3.1 Teste A

Os resultados do teste que observa a influência do desvio-padrão da função de verossimilhança  $\sigma_{veros}$  são mostrados na Tabela 5. Os valores de RMS para ambos os valores não se alteram significativamente, mostrando que o  $\sigma_{veros}$  não influência na estimação do primeiro filtro. Com o aumento de partículas o RMS diminui, melhorando a estimação, como foi mostrado nos testes anteriores.

O valor AES aumenta quando há a variação do valor de  $\sigma_{veros}$  em ambos os números de partículas, mostrando uma piora na no controle da temperatura do sistema PIP. Essa piora é melhor observada quando se altera o valor de  $\sigma_{veros}$  de 1% para 3% com 200 partículas, quando o AES vai de 76.110 para 81.008.

Nº de Partículas	$\sigma_{veros}$	RMS	AES
	1%	1.2127	85.258
50	3%	1.2147	85.330
	5%	1.2157	85.812
	1%	1.1182	76.110
200	3%	1.1029	81.008
	5%	1.1029	81.060

Tabela 5: Resultados do Teste A.

A temperatura do sistema PIP ao longo do tempo é mostrada na Figura 23, utilizado um valor de  $\sigma_{veros}$  igual a 1% e 200 partículas, representando o melhor resultado do AES no Teste A. Observa-se que o controlador PF-MPC começa a realizar as ações de controle quando a temperatura está próxima da temperatura de *setpoint*, de 30°C, mantendo próximo a essa temperatura em todo o tempo simulado. O primeiro filtro consegue reduzir o ruído das temperaturas medidas e o segundo filtro calcula a ação de controle ótimo para o processo, evitando que o fluido chegue a 20°C, e consequentemente, a formação de hidrato nos dutos.



Figura 23: Temperatura controlada do sistema PIP para 200 partículas. Teste A.

Na Figura 23, após o tempo de 30 horas, observa-se temperaturas medidas próximas do valor de 20°C. Se essas medidas fossem entregues ao PF-MPC, ele

tomaria ações robustas no sistema de aquecimento DEH, elevando o gasto financeiro com energia elétrica. Isso mostra o objetivo de se utilizar um filtro de partículas para reduzir o ruído das temperaturas medidas.

#### 7.3.2 Teste B

Os resultados para a variação do desvio-padrão da densidade *a priori*  $\sigma_{dens}$  são apresentados na Tabela 6. Os valores de RMS, para ambos os valores de número de partículas, não variam significativamente, mostrando que o  $\sigma_{dens}$  não influencia no primeiro filtro do PF-MPC. O aumento do número de partículas melhora a estimação do primeiro filtro, diminuindo o valor de RMS.

Nº de Partículas	$\sigma_{dens}$	RMS	AES
	1%	1.2147	85.594
50	5%	1.2147	85.330
	10%	1.2457	90.4278
	1%	1.1590	57.765
200	5%	1.1029	81.060
	10%	1.0900	86.710

Tabela 6: Resultados do Teste B

O aumento do valor do  $\sigma_{dens}$  piora o controle do sistema em ambos os valores de número de partículas. Observa-se uma piora significativa quando se aumenta de 1% para 5% do  $\sigma_{dens}$ , quando se utiliza 200 partículas. Essa piora ocorre devido ao aumento do campo de busca, do segundo filtro no controlador PF-MPC, para encontrar a melhor ação de controle do sistema.

A temperatura do sistema PIP ao longo do tempo é apresentada na Figura 24. Como observado no teste anterior, o controlador PF-MPC consegue manter a temperatura do PIP sempre próximo da temperatura de *setpoint*, evitando assim a formação de hidrato nos dutos, garantindo um escoamento do fluido sem obstruções.



Figura 24: Temperatura controlada do sistema PIP para 200 partículas. Teste B.

## 7.3.3 Teste C

O último teste realizado varia o valor do horizonte de predição no controlador PF-MPC. Os resultados são mostrados na Tabela 7. Os resultados mostram uma piora tanto no valor de RMS, quanto no valor do AES, tendo o pior valor de AES dos testes realizados no PF-MPC. Essa piora ocorre devido à instabilidade das ações de controle calculadas em um horizonte de controle muito grande. Com o horizonte de predição elevado, o segundo filtro do controlador busca ações para controle para temperaturas muito menores do que a estimada no tempo atual. Essas ações são instáveis, prejudicando a ação de controle enviada ao processo.

Tabela 7: Resultados do Teste C.					
Horizonte de predição	RMS	AES			
(horas)					
5	0.2147	85.258			
8	1.3501	116.10			

O controle da temperatura do sistema PIP para o valor de horizonte de predição de 8 horas é mostrado na Figura 25. Mesmo com uma piora significativa do controle do processo, o controlador PF-MPC consegue manter a temperatura do sistema PIP

próxima do *setpoint*. Isso mostra que o PF-MPC consegue evitar a formação de hidrato nos dutos mesmo com a utilização de parâmetros ruins.



Figura 25: Temperatura controlada do sistema PIP para horizonte de predição de 8 horas. Teste C.

# 8. CONCLUSÃO

No presente trabalho foi apresentado uma nova metodologia de controlo preditivo associado a filtro de partículas (PF-MPC), aplicado ao problema de deposição de hidrato na tubulação de transporte de petróleo, denominado *pipe-in-pipe* (PIP). Primeiramente foi apresentado os resultados do filtro de partículas SIR para monitoramento da temperatura, realizando a estimação do campo de temperatura do PIP e reduzindo o ruído das medidas dos instrumentos de medição. O PF-MPC utiliza dois filtros de partícula, sendo o primeiro para estimação do campo de temperatura, e o segundo para o controle do processo baseado no cálculo de entradas ótimas ao processo dentro de um horizonte de predição de acordo com a trajetória de referência estabelecida.

Os resultados apresentados mostram que o Filtro de Partículas consegue eliminar os ruídos das medições impostas pelas limitações do aparelho de medição, considerado alto para aparelhos de medições industriais, e apresentando uma estimativa do campo de temperatura próximo do problema direto simulado, mostrando ser uma ferramenta excelente para processos de difícil aquisição de dados.

O MPC se mostrou eficiente para o controle da temperatura do sistema *pipe-in-pipe* nos testes apresentados. Mesmo variação dos parâmetros do controlador e a piora de desempenho em alguns casos, a temperatura não chegou a atingir o valor crítico de 20°C, e mantendo-o próximo do *setpoint* estabelecido. Isto mostra a eficiência do controlador no processo de difusão de calor transiente.

O algoritmo implementado apresentou-se eficiente para a estimação e o controle do processo de transporte de petróleo em águas profundas. A ferramenta pode ser implementada nos processos reais como um método avançado de controle para garantir o escoamento da produção sem que haja deposição de hidrato.

Para as sugestões de trabalhos futuros:

- i. Adicionar uma restrição ao controlador PF-MPC referente ao problema estudado, limitando a região de trabalho do controlador.
- ii. Considerar as propriedades termofísicas do fluido estagnado em função de sua temperatura, simulando um modelo mais completo.
- iii. Analisar o efeito do número de sensores que poderiam ser instalados ao duto, abordando a detecção e diagnóstico de falhas.

- iv. Avaliar a influência da variação do coeficiente de troca térmica devido a problemas de incrustação ou corrosão.
- v. Avaliar o desempenho do controlador PF-MPC, diminuindo o valor do horizonte de predição.

# 9. **BIBLIOGRAFIA**

AN, C.; SU, J. Lumped models for transient thermal analysis of multilayered composite pipeline with active heating. Applied Thermal Engineering. n. 87, p. 749-759, 2015.

ANDRIEU, C. DOUCET, A.; SINGH S. S.; TADIC, V. B. Particle methods for change detection, system identification, and control. Proceedings of the IEEE, v. 92, n. 3, p. 423–438, 2004.

ARULAMPALAM, M. S.; S.; MASKELL, S.; GORDON, N.; CLAPP. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. IEEE Transactions on Signal Processing, v. 50, n. 2, p. 174–188, 2002.

BARCELLOS, H. De MELO. Comparação de desempenho entre a formulação direta do método dos elementos de contorno com funções radiais e o método dos elementos finitos em problemas de poisson e helmholtz. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Mecânica, UFES, 2017.

BASSANI, C. L.; BARBUTO, F. A. A.; SUM, A. K.; MORALES, R. E. M. Modeling the effects of hydrate wall deposition on slug flow hydrodynamics and heat transfer. Applied Thermal Engineering, v. 114, p. 245–254, 2017.

BROWN, L.D. Flow Assurance: A  $\pi^3$  Discipline. Offshore Technology Conference, Houston, Texas, Maio, 2002.

CARVALHO, R. F. Controle Preditivo Baseado em modelo com estimação de estado restrita para controle e monitoramente de processos não lineares. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Química, UFES/Alegre, 2017.

CAMACHO, E. F.; BORDONS, C. Control Predictivo: Pasado, Presente y Futuro. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial, v. 1, n. September 2016, p. 5–28, 2004.

CLENNELL, M. B. Hidrato de gás submarino: natureza, ocorrência e perspectivas para exploração na margem continental brasileira, Centro de Pesquisa em Geofísica e Geologia- IGEO, Universidade Federal da Bahia, 2000.

COCHRAN, S., "Hydrate control and remediation best practices in deepwater oil developments", paper OTC 15255, Offshore Technology Conference, Houston, Texas, 5-8 may, 2003.

CUELLAR, F. D. R. Ánalise e implementação de estimadores de estados em processos químicos. Tese de Doutorado, Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2013.

DELLACQUA, V. S.; SILVA, W.B. Da; DUTRA, J. C. S.; ABREU, L. A. S.; CATABRIGA, L. Método dos elementos finitos aplicado ao sistema de tubulação multicamadas pipe-in-pipe. Encontro Nacional de Modelagem Computacional XIX ENMAC. v. 01. p. 636-643. João Pessoa, Brasil, 2016.

DOUCET A., "On sequential Monte Carlo methods for Bayesian filtering," Dept. Eng., Univ. Cambridge, UK, Tech. Rep., 2008.

EBINGER, B.; BOUAYNAYA, N.; POLIKAR, R.; SHTERENBERG, R. Constrainer state estimation in particle filters, Proc. IEEE, p. 4050-4054, 2015.

ENGELL, S.; KLATT, K. U. Nonlinear control of a Non-Minimum-Phse CSTR. Proceedings of the American Control Conference, São Francisco, 1983.

GRASSO, G.A., SLOAN, E.D., KOH, C., SUM, A.K., CREEK, J.L. Hydrate Deposition Mechanisms on Pipe Walls .Proceedings of the Presented at Offshore Technology Conference.Houston, Texas, Maio, 2014.

GORDON, N., SALMOND, D. AND SMITH, A. F. M. "Novel approach to nonlinear and non-Gaussian Bayesian state estimation," Proc. Inst. Elect. Eng., F, vol. 140, pp. 107–113, 1993.

GREALISH, F., RODDY, I., "State-of-the-art on Deep Water Thermal Insulation Systems", Paper 284464, Oslo, Norway, 2002.

HERATH, D.; KHAN, F.; RATHNAYAKA, S.; RAHMAN, M. A. Probabilistic estimation of hydrate formation. Journal of Petroleum Science and Engineering, v. 135, p. 32–38, 2015.

HUGHES, T.J.R. "The Finite Element Method. Linear Static and Dynamic Finite Element Analysis", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1987.

JIN, Z, SHEN, X. YAN,S. YE, H. GAO, Z. CHEN, Z."A three-dimensional analytical solution for sandwich pipe systems under linearly varying external pressures", Ocean Engineering, Volume 124, 2016.

KANTAS, N.; Maciejowski, J.M.; Lecchini-Visintini, A. Sequential Monte Carlo for model predictive control. Nonlinear Model Predictive Control, v. 384, p. 263–273, 2009.

KAIPIO, J., SOMERSALO, E., Statistical and Computational Inverse Problems, Applied Mathematical Sciences, Springer-Verlag, 2004.

KHALIL, C.N., NEUMANN, L.F., SANTOS, I.G. "Thermochemical Process to Remove Paraffin Deposits in Subsea Production Lines", Offshore Technology Conference, Houston, Texas, 2-5 may, 1994.
LAOUIR, N.; DENNIEL, S. Heated PiP: Combining Passive Insulation and Active Heating for Enhanced Thermal Performance. Proceedings of the 20th International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering – OMAE, pp. 149 – 156, Rio de Janeiro, 2001.

LERVIK, J.K., KULBOTTEN, H., KLEVJER, G., IVERSEN, O., "Hydrate and wax prevention in flowlines by electrical heating", Proceedings of IPC 2000, International Pipeline Conference, Outubro, Calgary, Canada, 2000.

LIRA, W. W. M. Modelagem geométrica para elementos finitos usando multi-regiões e superfícies paramétricas. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Civil, Puc/Rio de Janeiro, 2002.

LOPEZ, L.F. Cyber-enabled Manufacturing Systems (CEMS): Model-based estimation and control of a solidification process. Dissertation (Doctor of Philosophy) – The University of Texas at Austin, 2014.

MOLLISON, M. I., Pipe-in-Pipe Insulation System Passes Tests for Rell Lay, Oil & Gas Journal, May 11, 1992.

MORREIRA, I.M. Controle preditivo baseado em modelos com estimação de distúrbios para plantas monovariáveis. Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Elétrica, COPPE, UFRJ/RJ, 2013.

MUNIZ, L. A. R. Controle preditivo adaptativo aplicado a um reator de pirólise operando em regime semi-batelada. Tese (Doutorado em Ciências da Engenharia Química). Departamento de Engenharia Química e Engenharia de Alimentos, Universidade Federal de Santa Catarina, 2014.

ORLANDE, H. R.; DULIKRAVICH, G. S.; COLAÇO, M. J. Application of Bayesian filters to heat conduction problem. EngOpt – *International Conference on Engineering Optimization*, p. 1–5, 2008.

ORLANDE, H.; COLAÇO, M.; DULIKRAVICH, G.; VIANNA, F.; DA SILVA, W. B.; FONSECA, H.; FUDYM. State Estimation Problems in Heat Transfer. International Journal for Uncertainty Quantification, v. 2, n. 3, p. 239–258, 2012.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control techonolgy. Control Engineering Practice. v.11, p. 733-764, 2003.

RAWLINGS , J.B.; MAYNE , D.Q. Model Predictive Control: Theory and Design. Nob Hill Publishing, 2009.

ROSA, A. J.; CARVALHO, R. S.; XAVIER, J. A. D. Engenharia de reservatórios de petróleo. 2. ed. Rio de Janeiro: Editora Interciência, 2006.

RICHALET, J.; RAULT, A.; TESTUD, J.L., PAPON, J. - Model Predictive Heuristic

Control: Applications to Industrial Processes, Automatica, v. 14, p. 413 - 428, 1978. (pp. 1119–1167).

SANTORO, B. F. Controle Preditivo de horizonte infinito para sistemas integradores e com tempo morto. Dissertação (Mestrado em Engenharia). Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2011.

SHIMADA, K.; NISHIDA, T. Particle Filter - Model Predictive Control of Quadcopters. International Conference on Advanced Mechatronic Systems, Kumanoto, Japan, 2015.

SILVA, W. B da., "Otimização de sistemas ativos de isolamento térmico multicamadas", Dissertação de Mestrado, Departamento de Engenharia Mecânica, IME/RJ, 2008.

SILVA, W. B da. da. Aplicação de filtros de partículas para a assimilação de dados em problemas de fronteira móvel. 162p. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Mecânica, COPPE, UFRJ/RJ, 2012.

SINGH, A., HANNAFORD, K. Innovative operations management and flow assurance strategies extend field life and increase ultimate reserves of a long distance subsea tieback in ultradeep water. Offshore Technology Conference, Houston, Texas, Abril, 2007.

SOUZA, R.M., "O Método dos Elementos Finitos Aplicado ao Problema de Condução de Calor", Núcleo de instrumentação e computação aplicada a engenharia, UFPA, Belém, (2003)

STAHL, D.; HAUTH, J. PF-MPC: Particle filter-model predictive control. Systems and Control Letters, v. 60, n. 8, p. 632–643, 2011.

SU, J. Flow Assurance of Deepwater Oil and Gas Production—A Review, Proceeding of OMAE03, 22nd International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, Junho, Cancun, Mexico, 2003.

SU, J.; CERQUEIRA, D. R.; ESTEFEN, S. F. Simulation of Transient Heat Transfer of Sandwich Pipes With Active Electrical Heating. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering, v. 127, n. 4, p. 366, 2004.

URDAHL O., BOERNES, A. H., HARRISON G., KINNARI K. J., HOLME R. Operation Experience by Applying Direct Electrical Heating for Hydrate Prevetion. Paper OTC 15189, Offshore Technology Conference, Houston Texas., 2003.

VAZ, C. E. M.; MAIA, J. L. P.; SANTOS, W. G DOS. Tecnologia da indústria do gás natural. Ed 1, Blucher, 2008.

VIANNA, F. L. V. Estimação De Estado E Controle Ótimo Aplicado a Sistema De

Aquecimento Ativo Em Duto Multicamadas. Tese de Doutorado, Departamento de Engenharia Mecânica, COPPE, UFRJ/RJ, 2010.

VIANNA, F. L. V., ORLANDE, H., DULIKRAVICH, G. S. Pipeline Heating Method Based on Optimal Control and State Estimation. Heat Transfer Engineering, 34:5-6, 511-519, 2013.

VUJICIC, M. R. Finite Elemente solution of transient heat conduction using iterative solvers. International Jounal for Computer Aided Engineering and Software, Vol. 23, No 04, 2006.

ZHAO, Z.; HUANG, B.; LIU, F. A particle filter based on a constrained sampling method for state estimation, Information Fusion (FUSION), 15th International Conference on, p. 816-823, 2012.

ZHAO, Z.; HUANG, B.; LIU, F. Constrained particle filtering methods for state estimation of nonlinear process, Aiche journal, vol. 60, p.2072-2082, 2014.

# 10. ANEXO



19 a 21 de Outubro de 2016 Universidade Federal da Paraíba – João Pessoa - PB

#### MÉTODO DOS ELEMENTOS FINITOS APLICADO AO SISTEMA DE TUBULAÇÃO MULTICAMADAS

Vinicius Scardua Dellacqua<sup>1</sup> – vinicius.scarduad@gmail.com Wellington Betencurte da Silva<sup>2</sup> – wellingtonuff@yahoo.com.br Julio Cesar Sampaio Dutra<sup>2</sup> – juliosdutra@yahoo.com.br Lucia Catabriga<sup>3</sup> – luciac@inf.ufes.br <sup>1</sup> Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória, ES, Brasil <sup>2</sup> Programa de Pós-graduação em Engenharia Química, UFES – Alegre, ES, Brasil <sup>3</sup> Programa de Pós-graduação em Informática UFES – Vitória, ES, Brasil

Abstract. Tubulações de transporte de petróleo em águas profundas estão submetidas a condições de alta pressão e de baixa temperatura durante o período de produção. Com a combinação destas condições junto com as paradas de linha esperadas e inesperadas, parte do fluido transportado começa a se solidificar e se depositar na parede interna da tubulação. O depósito de sólidos começa a bloquear a passagem do fluido, diminuindo a vazão até chegar ao ponto crítico de obstruir completamente a linha de transporte. Um dos métodos utilizados para conter a formação dos sólidos é o sistema Pipe-in-Pipe com aquecimento ativo, que consiste em dois tubos concêntricos preenchido com um material isolante entre os tubos. A passagem de corrente elétrica no tubo interno garante o aquecimento do fluido por efeito Joule. Este trabalho tem como objetivo

apresentar a solução numérica da transferência de calor no sistema Pipe-in-Pipe utilizando o Método dos Elementos Finitos afim de monitorar a temperatura do sistema e evitar a deposição de sólidos.

**Keywords:** Garantia de Escoamento, Depósito de Sólidos, Pipe-in-Pipe, Método dos Elementos Finitos.

# 1. INTRODUÇÃO

Com a descoberta de poços de exploração de petróleo em águas profundas, novos desafios tecnológicos apareceram e necessitam ser superados para garantir que o escoamento do fluido seja sempre contínuo e sem perturbações na linha de produção. Dentre os desafios, se destacam a pressão hidrostática elevada e a baixa temperatura do mar onde as linhas de produção se encontram em operação.

O petróleo produzido é uma mistura de hidrocarbonetos que podem ser encontrados no estado sólido, líquido e gasoso, dependendo das condições de pressão e temperatura que são submetidos. Entretanto, o fluido retirado dos reservatórios pode conter água em sua composição, acarretando em um escoamento com duas ou três fases (óleo, água e gás) (Vianna,2010).

Nas condições de alta pressão e baixa temperatura no escoamento do fluido, as moléculas de gás são aprisionadas em estruturas cristalinas das moléculas de água através da ligação de hidrogênio, conhecido como hidrato (Ferreira; Cardoso, 2011). Em condições normais de produção, os cristais de hidrato são carregados junto com o fluido sem causar problemas a produção. Entretanto, em paradas na linha de produção, o fluido fica estagnado na tubulação e suas condições se tornam críticas. Os hidratos se depositam na parede da tubulação, causando a diminuição da vazão ou o bloqueio total da linha de produção e, consequentemente, prejuízos financeiros (Silva, 2008).

O controle das perdas de calor da tubulação da linha de produção é a melhor opção de se prevenir a formação de hidrato no escoamento, mantendo a temperatura do escoamento sempre acima da temperatura de formação do hidrato. Denniel e Laouir (2001) propuseram um sistema pipe-in-pipe (PIP) com aquecimento ativo contínuo para grandes profundidades. O sistema pipe-in-pipe consiste em dois tubos concêntricos e na região entre o tubo externo e o tubo interno é normalmente preenchido com um material isolante de baixa condutividade térmica.

O sistema de aquecimento ativo do PIP pode ser pelo aquecimento elétrico direto (DEH), no qual a corrente elétrica flui através da parede do tubo interno (Urdahl, 2003) e o aquecimento elétrico indireto (IEH), no qual a corrente elétrica flui através de cabos elétricos sobre a parte externa do tubo interno (Denniel e Laouir, 2001).

Este trabalho tem como objetivo a modelagem computacional do sistema PIP utilizando o Método de Elementos Finitos na situação mais crítica, de parada na linha de produção, com o sistema de aquecimento ativo direto.

# 2. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA

A formulação matemática do sistema PIP utilizada neste trabalho foi proposta por Vianna (2010). O sistema consiste em quatro camadas concêntricas: duto externo, isolante térmico, duto interno e fluido. A formulação é baseada em um problema de condução de calor transiente bidimensional. Cada camada é considerada homogênea e isotrópica, suas propriedades termofísicas são constantes. O sistema DEH é considerado como um fluxo de calor prescrito na superfície da camada do duto interno. O sistema PIP está representado na Figura 1.



Figura 1 – Sistema pipe-in-pipe. Fonte: Adaptado de Vianna (2010)

A equação governante do sistema PIP é dada por:

$$\rho C_p \frac{\partial T(r, \emptyset, t)}{\partial t} = \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left( rk \frac{\partial T(r, \emptyset, t)}{\partial r} \right) + \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \emptyset} \left( \frac{1}{r} k \frac{\partial T(r, \emptyset, t)}{\partial \emptyset} \right),$$
(1)

Em  $0 \le r \le r^*, 0 \le \emptyset \le 2\pi, t > 0;$ 

Satisfazendo as seguintes condições de contorno:

$$k\frac{\partial T(r,\emptyset,t)}{\partial r} + hT(r,\emptyset,t) = hT_{\infty} + q_{sup}(\emptyset,t), em r = r^*, 0 \le \emptyset \le 2\pi \ e \ t > 0;$$
(2)

E condições iniciais:

$$T(r, 0) = T_0$$
, para  $t = 0$ ,  $em \ 0 \le r \le r^*$ ,  $0 \le \emptyset \le 2\pi$ ,  $t > 0$ ;

onde *k* é a condutividade térmica  $[W/(m \circ C)]$ ,  $\rho$  é a massa específica  $[kg/m^3]$ ,  $C_{\rho}$  é o calor específico  $[J/kg \circ C]$ , *h* é o coeficiente de troca térmica  $[W/m^2 \circ C]$ ,  $q_{sup}$  é o fluxo de calor prescrito na superfície  $[W/m^2]$  e  $T_{\infty}$  é a temperatura ambiente  $[\circ C]$ .

### 3. FORMULAÇÃO DE ELEMENTOS FINITOS

O Método dos Elementos Finitos (MEF) é uma técnica generalizada para construção aproximada de soluções de problemas das mais variadas áreas do conhecimento. Consiste em um método numérico que gera soluções aproximadas de diversos fenômenos físicos, descritos por equações diferenciais parciais com condições de contorno e iniciais. Portanto, aproxima problemas de valor de contorno (PVC) e de valor inicial (PVI).

O método consiste em dividir o domínio em um número finito de subdomínios simples, denominados elementos finitos. Estes elementos são conectados entre si por pontos, chamados de nós ou pontos nodais. O conjunto dos elementos finitos define a malha de elementos finitos que representa o domínio aproximado. A precisão da sua solução depende do tamanho de área que os elementos finitos possuem, consequentemente, do número de pontos nodais da malha. A medida que o tamanho da área dos elementos finitos tende a zero, a solução obtida converge para a solução exata do problema (Souza, 2003).

Neste trabalho, a malha foi gerada pelo software Easymesh 1.4.c, criando uma malha de elementos finitos triangulares. A malha foi visualizada pelo software Showmesh 1.0.c. A discretização do PIP está representado na Fig. 3, sendo formada por 1850 elementos e 976 nós.



Figura 2 – Discretização do PIP.

Considere uma discretização de elementos finitos do domínio  $\Omega$  em um conjunto de  $\Omega_e$ , para e = 1, ..., nel, onde nel é o número de elementos da malha (como descrito na Fig. 2). Seja uma aproximação padrão de elementos finitos dada por:

$$T^{h}(r, \emptyset, t) \cong \sum_{i=1}^{nnos} N_{i}(r, \emptyset, t) u_{i}(t),$$
(3)

onde nnos é o número de nós incógnitas da malha,  $N_i$  é a função de interpolação linear relativa ao nó i,  $u_i(t)$  é o valor nodal da temperatura T no tempo t. Aplicando esta aproximação na forma variacional da Eq. (1), obtemos um sistema de equações diferenciais ordinárias, definido por:

$$Ma + Ku = F$$
(4)

onde  $u = \{u_1, u_2, ..., u_{nnos}\}^t$  é o vetor de valores nodais, *a* é a derivada temporal discreta. *M* é a matriz de "massa", *K* é a matriz de "rigidez", e *F* é o vetor de "força" (Hughes, 1987). Uma vez que em cada elemento temos aproximações lineares, podemos escrever:

$$T^{e}(r, \emptyset, t) \cong \sum_{i=1}^{3} N_{i}(r, \emptyset, t) u_{i}(t),$$
(5)

sendo que o subescrito "e" significa que T está escrito a em elemento e  $N_1$ ,  $N_2 e N_3$ são as funções de interpolação convencionais (Hughes, 1987). De forma semelhante as matrizes M e K e o vetor F são construídos a partir de contribuições dos elementos, podem ser representados por:

$$M = \mathbf{A}_{e=1}^{nel}(m^e), K = \mathbf{A}_{e=1}^{nel}(k^e) \ e \ F = \mathbf{A}_{e=1}^{nel}(f^e) ,$$
(6)

Onde **A** representa um operador de assemblamento e  $m^e$ ,  $k^e e f^e$  são as respectivas contribuições locais. Os coeficientes das matrizes locais são calculados considerando apenas um ponto de integração por elementos, já que as funções lineares geram coeficientes exatos (Hughes, 1987).

Para resolver o sistema de equações diferenciais ordinárias (Eq. 4), ou seja, aproximar a variação no tempo da Eq. (1) utilizamos o método implícito, pois é incondicionalmente estável. Não existe restrição para o  $\Delta t$  e nem para o parâmetro de malha, mas deve-se ressaltar que quanto maiores os  $\Delta t$  utilizados, maiores serão os erros locais de truncamento associados à discretização temporal (Anderson, Tannhill e Pletcher, 1984).

#### 4. RESULTADOS

A verificação da solução do modelo apresentado pelo MEF foi feita em comparação aos resultados obtidos pela solução analítica da equação de transferência de calor transiente, considerando somente a camada do fluido, por Vianna (2010). As propriedades termofísicas utilizados para a verificação estão na Tabela 1. Os parâmetros iniciais foram de 65 °C para a temperatura inicial do fluido e 4 °C para a temperatura da água do mar e o raio de 1 metro.

•

# Tabela 1 – Propriedades termofísicas do Fluido

Propriedades Termofísicas	Valores		
Condutividade Térmica	0,1234 [W/(m °C)]		
Massa Específica	922,52 [ <i>kg/m</i> <sup>3</sup> ]		
Calor Específico	1929,2 [J/kg °C]		

A partir da Tabela 2 podemos comparar os valores obtidos pela solução analítica e a solução numérica do MEF.

Tabela 2.a – S	olução Analítica	x MEF
----------------	------------------	-------

Tempo = 40	Solução Analítica	Solução MEF (°C)	Erro
hrs	(°C)		
R = 0	65	65	0
R = 1	58,38	57,6	1.,336

#### Tabela 2.b – Solução Analítica x MEF

Tempo =	Solução Analítica	Solução MEF (°C)	Erro
2003 hrs	(°C)		
R = 0	37,45	37,31	0,374
R = 1	25,52	26,5	3,84

# Tabela 2.c – Solução Analítica x MEF

Proceedings of XIX ENMC – National Meeting on Computational Modeling and VII ECTM –Meeting on Materials Science and Technology João Pessoa, PB – 19-21 October 2016

Tempo =	Solução Analítica	Solução MEF (°C)	Erro
4006 hrs.	(°C)		
R = 0	19,21	19,68	2,446
R = 1	13,78	13,28	3,628

### Tabela 2.d – Solução Analítica x MEF

Tempo =	Solução Analítica	Solução MEF (°C)	Erro
12018 hrs.	(°C)		
R = 0	4,65	4,46	4,086
R = 1	4,42	4,27	3,393

Podemos observar que o valor obtido pela solução do MEF foi verificada, pois todos os valores de temperatura com um erro abaixo dos 5% em relação a solução analítica.

Foram utilizados os parâmetros e as propriedades da Tabela 6 para a modelagem e simulação do sistema PIP. Os parâmetros de temperaturas iniciais foram de 65 °C para o fluido e de 4 °C para a água do mar.

Tabela 6 - Parâmetros e propriedades termofísicas para PIP

Component	Material	Diâmetro	Diâmetr	Massa	Calor	Condutividad
es		Interno	о	Específic	Específic	e Térmica
			Externo	а	ο	
Duto	Aço	0,20 m	0,25 m	7.700	502,1	52,34
Interno	Carbono			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$
Isolamento	Polypropil			750	2.000	0,17

Térmico	eno			[ <i>kg</i> /m <sup>3</sup> ]	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$
Duto	Aço	0,35 m	0,40 m	7.700	502,1	52,34
Externo	Carbono			$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$
Meio	Água			922,52	3.993	0,59
Externo				$[kg/m^3]$	[J/kg °C]	$[W/(m \circ C)]$

Fonte: Adaptado de Vianna (2010).

A medição da temperatura, simulando o termopar medindo a temperatura do PIP, foi feita na camada externa do tubo interno. A temperatura crítica para formação do hidrato é de 20 °C, então foi considerado que a temperatura medida não ultrapasse os 30 °C para evitar que chegue na temperatura crítica.

### 4.1. Problema de Resfriamento

Primeiramente, será apresentado o resultado da simulação do PIP sem o sistema de aquecimento direto. Pode-se ver o sistema resfriando até o ponto de medição da temperatura chegar na temperatura de 30 °C, em um tempo de 35 horas, quando o sistema de aquecimento ativo deveria ser ativado para evitar a formação de hidrato na tubulação.



Figura 3 – Temperatura x Tempo no termopar.

Proceedings of XIX ENMC – National Meeting on Computational Modeling and VII ECTM – Meeting on Materials Science and Technology João Pessoa, PB – 19-21 October 2016 XIX ENMC e VII ECTM 19 a 21 de Outubro de 2016 Universidade Federal da Paraíba – João Pessoa - PA



A Figura 3 mostra o resfriamento do ponto de medição de temperatura. Observase que o gradiente de temperatura deste ponto é maior quando começa o resfriamento e menor quando vai se aproximando da temperatura da água. A Fig. 5 mostra o tempo de 35 horas para o tubo interno chegar a 30 °C parece grande para uma retomada de produção, mas devemos lembrar que as linhas estão em águas profundas e possuem uma extensão quilométrica entre os poços e os reservatórios, dificultando a manutenção desta tubulação e a retomada da produção.

#### 4.2. Problema com Aquecimento direto – DEH

Os resultados da simulação com o sistema de aquecimento ativo DEH são mostrados da Fig. 8 a Fig. 11 mostram o PIP resfriando chegar a temperatura de 30 °C e ativar o DEH. A Figura 7 mostra o como é a o perfil de temperatura no ponto de medição ao longo do tempo.



Figura 7 – Temperatura x Tempo da Camada Externa do Duto Interno – DEH.



Figura 8 – Campo de Temperatura do PIP - DEH desligado em t = 0 horas.







Figura 9 – Campo de Temperatura do PIP - DEH desligado em t = 35 horas.



Figura 11 – Campo de Temperatura do PIP - DEH ligado em t = 60 horas.

Observa-se que a temperatura do duto interno com o DEH ligado chegam a aproximadamente 100 °C, e a partir dele que o sistema todo começa a se aquecer e evitar a formação do hidrato nas condições críticas.

Proceedings of XIX ENMC – National Meeting on Computational Modeling and VII ECTM –Meeting on Materials Science and Technology João Pessoa, PB – 19-21 October 2016

# 5. CONCLUSÃO

Neste trabalho, a simulação computacional da transferência de calor transiente para o sistema PIP conseguiu apresentar uma solução numérica muito próxima da solução analítica. Com os resultados do resfriamento e do aquecimento do PIP, podemos estudar o comportamento térmico do sistema e evitar o bloqueio da linha de produção e perdas financeiras. O resfriamento conseguiu mostrar que em apenas 35 horas o sistema já chega em uma situação crítica e alguma precaução deve ser tomada para evitar o bloqueio da linha de produção. O aquecimento ativo se mostrou eficaz, conseguindo evitar que a temperatura do fluido chegasse a temperatura de 20 °C.

# REFERÊNCIAS

Anderson, Tannhill e Pleatcher (1984), "Computational Fluid Mechanics and Heat Transfer", Hemisphere Publishing Corporation, New York.

Ferreira, C.D.A. e Cardoso, L.F. (2011), *"Estudo de garantia de escoamento em um campo de óleo pesado em lâmina d'água rasa"*, Projeto de Graduação, UFRJ/Escola Politécnica, Rio de Janeiro.

Hughes, T.J.R. (1987), *"The Finite Element Method. Linear Static and Dynamic Finite Element Analysis"*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.

Laouir, N. e Denniel, S. (2001), *"Heated PiP: Combining Passive Insulation and Active Heating for Enchanced Thermal Performance"*, 20th International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering, Rio de Janeiro, 149-156.

Silva, W.B. (2008), "Otimização de sistemas ativos de isolamento térmico multicamadas", Dissertação de Mestrado, IME, Rio de Janeiro.

Souza, R.M. (2003), "O Método dos Elementos Finitos Aplicado ao Problema de *Condução de Calor*", Núcleo de instrumentação e computação aplicada a engenharia, UFPA, Belém.

Urdahl, F.; Boernes, A.H.; Harrison, G.; Kinnari, K.J. e Holmer, R. (2003), "Operation
 *Experience by Applying Direct Electrical Heating for Hydrate Prevetion*",
 Offshore Technology Conference, Houston, Texas.

Vianna, F.L.V. (2010), *"Estimação de Estado e Controle Ótmo Aplicado a Sistema de Aquecimento Ativo em Duto Multicamadas"*, Tese de Doutorado, UFRJ/COPPE, Rio de Janeiro.

# FINITE ELEMENTS METHOD APLIED TO THE MULTILAYERED PIPELINE SYSTEM

Vinicius Scardua Dellacqua<sup>1</sup> - vinicius.scarduad@gmail.com

Wellington Betencurte da Silva<sup>2</sup> - wellingtonuff@yahoo.com.br

Julio Cesar Sampaio Dutra<sup>2</sup> - juliosdutra@yahoo.com.br

Lucia Catabriga<sup>3</sup> – luciac@inf.ufes.br

<sup>1</sup> Universidade Federal do Espírito Santo – Vitória, ES, Brasil

<sup>2</sup> Programa de Pós-graduação em Engenharia Química, UFES – Alegre, ES, Brasil

<sup>3</sup> Programa de Pós-graduação em Informática UFES – Vitória, ES, Brasil

**Abstract.** Pipeline oil in deep water are subjected to high pressure and low temperature conditions during the production period. By combining this conditions with the expected and unexpected line stop, part of the fluid begins to solidify and deposit on the inner wall of the pipe. The solid deposit begins to block the passage of the fluid, decreasing the flow to reach the critical point to completely block the transmission line. One of the methods used to contain the formation of solids is the Pipe-in-pipe system with active heating. It is formed by two metallic pipes with insulating material between spaces point. The passage of electric

current in the inner tube insures the heating fluid by Joule's effect. In this paper, we present the numerical solution of heat transfer in the Pipe-in-Pipi system using the Finite Element Method in order to monitor the pipeline temperature and prevent the deposition of solids.

Keywords: Flow Assurance, Solid Deposits, Pipe-in-Pipe, Finite Element Method.