



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECANICA

**PREDIÇÃO DA PERDA DE CARGA DURANTE A EVAPORAÇÃO DO FLUÍDO R407C
EM TUBOS HORIZONTAIS UTILIZANDO O FILTRO DE KALMAN**

Gabriel Gonçalves Lemes de Souza

Belo Horizonte
2024

Gabriel Gonçalves Lemes de Souza

**PREDIÇÃO DA PERDA DE CARGA DURANTE A EVAPORAÇÃO DO FLUÍDO R407C
EM TUBOS HORIZONTAIS UTILIZANDO O FILTRO DE KALMAN**

Trabalho de Conclusão de Mestrado apresentado
ao Programa de Pós Graduação em Engenharia
Mecânica da Universidade Federal de Minas
Gerais, como requisito parcial à obtenção do grau
de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Augusto T. Maia

Belo Horizonte
2024

S729p

Souza, Gabriel Gonçalves Lemes de.

Predição da perda de carga durante a evaporação do fluído R407C em tubos horizontais utilizando o Filtro de Kalman [recurso eletrônico] / Gabriel Gonçalves Lemes de Souza. - 2024.

1 recurso online (66 f. : il., color.) : pdf.

Orientador: Antônio Augusto Torres Maia.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Bibliografia: f. 64-66.

1. Engenharia mecânica - Teses. 2. Escoamento bifásico - Teses.
3. Kalman, Filtragem de - Teses. I. Maia, Antônio Augusto Torres.
II. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia.
III. Título.

CDU: 621 (043)



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

FOLHA DE APROVAÇÃO

PREDIÇÃO DA PERDA DE CARGA DURANTE A EVAPORAÇÃO DO FLUÍDO R407C EM TUBOS HORIZONTAIS UTILIZANDO O FILTRO DE KALMAN

GABRIEL GONÇALVES LEMES DE SOUZA

Dissertação submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Minas Gerais, constituída pelos Professores Dr. Antônio Augusto Torres Maia (Orientador - Departamento de Engenharia Mecânica/UFMG), Dr. Tiago de Freitas Paulino (Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais/CEFET-MG) e Dr. Ricardo Poley Martins Ferreira (Departamento de Engenharia Mecânica/UFMG), como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de "**Mestre em Engenharia Mecânica**", na área de concentração de "**Projeto e Sistemas**".

Tese aprovada no dia 10 de janeiro de 2025.

Por:



Documento assinado eletronicamente por **Antonio Augusto Torres Maia, Professor do Magistério Superior**, em 04/02/2025, às 08:13, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Tiago de Freitas Paulino, Usuário Externo**, em 05/02/2025, às 10:31, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Ricardo Poley Martins Ferreira, Professor do Magistério Superior**, em 05/02/2025, às 11:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3936716** e o código CRC **BB874323**.

À minha família, minha inspiração.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por nunca desamparar a mim ou à minha família. Aos meus pais, Wagner e Alexsandra, por todo o esforço desde sempre para me fornecer uma educação de qualidade, devo tudo a vocês. Ao meu irmão Miguel, por ser essa companhia fenomenal de todos os dias, fazendo cada dia ser mais leve. À minha companheira de vida Glisia, por me apoiar, aconselhar e ser essa parceira em todos os momentos, fáceis e difíceis. À Xutas, por serem todos meus irmãos e estarem sempre presentes quando precisei. Por fim, a todos meus familiares, que compreendem os motivos de minha ausência em tantos momentos, dedico a todos vocês essa conquista.

Aos meus professores, pelos ensinamentos e direcionamentos em minha vida acadêmica, que permitiram apresentar um melhor desempenho no meu processo de formação profissional.

RESUMO

A estimativa da perda de carga em sistemas que envolvem fluidos bifásicos tem uma influência substancial no projeto do sistema, eficiência energética, dinâmica de transferência de calor e desempenho geral do sistema. As correlações existentes na literatura atual apresentam erros consideráveis, principalmente devido aos tipos de fluxo que podem estar coexistindo ao longo da tubulação. Este trabalho apresenta uma discussão sobre a queda de pressão do fluido R-407C em tubos horizontais durante o escoamento bifásico, juntamente com a aplicação do Filtro de Kalman para melhorar as estimativas produzidas por correlações amplamente conhecidas. Os dados de inicialização utilizados foram obtidos por meio de equações criadas com base em dados experimentais e considerando a influência que o diâmetro, a velocidade mássica e a pressão de saturação têm na queda de pressão. As correlações usadas como base para os cálculos foram selecionadas da literatura, considerando o menor percentual de erro observado na estimativa da queda de pressão. Os dados experimentais de queda de pressão foram comparados com os resultados obtidos usando apenas a correlação e em combinação com o Filtro de Kalman. Para tubos com diâmetro maior que 1,5 mm, a aplicação da correlação juntamente com o Filtro de Kalman resultou em um Desvio Absoluto Médio Relativo (MARD) de 15,71, enquanto o uso da correlação isoladamente gerou um MARD de 28,26. Para tubos com diâmetros de 1,5 mm ou menores, os valores de MARD foram de 12,12 e 62,90, para a combinação da correlação com o Filtro de Kalman e para a correlação isolada, respectivamente. Esses resultados destacam a viabilidade do Filtro de Kalman como uma ferramenta eficaz para melhorar a precisão dos cálculos de queda de pressão em tubos horizontais.

Palavras Chave: Perda de carga; Filtro Kalman; fluxo bifásico; minitubo; R407C; R22; tubos horizontais; Refrigerante de hidrofluorcarbono.

ABSTRACT

The estimation of pressure drop in systems involving two-phase fluids holds a substantial influence over system design, energy efficiency, heat transfer dynamics, and the overall system performance. Existing correlations in the current literature exhibit considerable errors, primarily attributable to the diverse characteristics of flow patterns inside the pipe. This work presents a discussion on the pressure drop of the R-407C fluid in horizontal pipes during two-phase flow, along with the application of the Kalman Filter to improve the estimations produced by well-known correlations. The initialization data used were obtained through equations created based on experimental data and considering the influence that diameter, mass velocity, and saturation pressure have on the pressure drop. The correlations used as a basis for the calculations were selected from the literature, considering the lowest percentage error observed in the pressure drop estimation. Experimental data of pressure drop were compared with the results obtained by using the correlation alone and in combination with a Kalman Filter. For tubes with a diameter greater than 1.5 mm, applying the correlation together with the Kalman Filter resulted in a Mean Absolute Relative Deviation (MARD) of 15.71, whereas using the correlation alone yielded a MARD of 28.26. For tubes with diameters of 1.5 mm or less, the MARD values were 12.12 and 62.90, for the combination of correlation and the Kalman Filter and for the correlation alone, respectively. These results underscore the viability of the Kalman Filter as an effective tool for improving the accuracy of pressure drop calculations in horizontal tubes.

Keywords: Pressure drop; Kalman Filter; Two-phase flow; Mini tube; R407C; R22; Horizontal pipes; Hydrofluorocarbon refrigerant.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 2.1 – Escoamento borbulhado horizontal.....	22
Figura 2.2 – Escoamento pistonado horizontal	22
Figura 2.3 – Escoamento estratificado horizontal	22
Figura 2.4 – Escoamento ondulado horizontal	23
Figura 2.5 – Escoamento intermitente horizontal.....	23
Figura 2.6 – Escoamento anular horizontal	23
Figura 2.7 – Escoamento disperso horizontal.....	24
Figura 2.8 – Efeito do diâmetro na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $P_{sat} = 12,0bar$, $G = 273kg.m^{-2}s^{-1}$, $q = 0kW.m^{-2}$	31
Figura 2.9 – Efeito da velocidade mássica na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $P_{sat} = 12,0bar$, $D = 8mm$, $q = 1kW.m^{-2}$	32
Figura 2.10 – Efeito da velocidade mássica na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $P_{sat} = 12,0bar$, $D = 4,5mm$, $q = 0kW.m^{-2}$	32
Figura 2.11 – Efeito da pressão saturada na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C $D = 4,5mm$, $G = 273kg.m^{-2}s^{-1}$, $q = 0kW.m^{-2}$	33
Figura 2.12 – Fluxograma do funcionamento do Filtro de Kalman.	37
Figura 3.1 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=8\text{ mm}$, $G=273\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1200\text{ kPa}$	51
Figura 3.2 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=8\text{ mm}$, $G=273\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1090\text{ kPa}$	51
Figura 3.3 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=6\text{ mm}$, $G=500\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1030\text{ kPa}$	52
Figura 3.4 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=4,5\text{ mm}$, $G=273\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1200\text{ kPa}$	52
Figura 3.5 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=4,5\text{ mm}$, $G=460\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1200\text{ kPa}$	53
Figura 3.6 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=1,289\text{ mm}$, $G=450\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1200\text{ kPa}$	53
Figura 3.7 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=1,088\text{ mm}$, $G=450\text{ kg m}^{-2}s^{-1}$, $Psat=1200\text{ kPa}$	54

Figura 3.8 – Fluxograma mostrando o processo de estimativa da perda de carga utilizando o Filtro de Kalman.....	56
Figura 4.1 – Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=8\text{ mm}$, $G=301\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200\text{ kPa}$	58
Figura 4.2 – Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=6\text{ mm}$, $G=1064\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=600\text{ kPa}$	58
Figura 4.3 – Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=1,088\text{ mm}$, $G=600\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200\text{ kPa}$	60
Figura 4.4 – Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=1,088\text{ mm}$, $G=300\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200\text{ kPa}$	61
Figura 4.5 – Comparação entre os resultados do Ganho de Kalman para os casos analisados..	63

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Características de algumas correlações para calcular a perda de carga e seu respectivo MARD.....	20
Tabela 2.2 – Valores da constante $[C]$ em relação ao regime de fluxo e à fase do fluido (Carey, 2020).....	27
Tabela 2.3 – Escoamento anular horizontal (GARCIA et al., 2017). Os números em negrito apresentam as quatro melhores previsões de acordo com o MARD e MRD para cada caso...	28
Tabela 3.1 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=8$ mm, $G=273$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1200$ kPa	46
Tabela 3.2 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=8$ mm, $G=273$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1090$ kPa	47
Tabela 3.3 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=6$ mm, $G=500$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1030$ kPa	47
Tabela 3.4 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=4,5$ mm, $G=273$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1200$ kPa	48
Tabela 3.5 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=4,5$ mm, $G=460$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1200$ kPa	48
Tabela 3.6 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=1,289$ mm, $G=450$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1200$ kPa	49
Tabela 3.7 – Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=1,088$ mm, $G=450$ kg m ⁻² s ⁻¹ , $P_{sat}=1200$ kPa	49
Tabela 3.8 – Erro de medição e variância do ruído do processo para todos os casos obtidos durante a calibração do Filtro de Kalman.....	55
Tabela 4.1 – Valores de Desvio Relativo Médio Absoluto para a correlação de Cicchitti et al. (1960) e utilizando o Filtro de Kalman, para tubos com diâmetros maiores que 1,5 mm.....	60
Tabela 4.2 – Valores de Desvio Relativo Médio Absoluto (MARD) para a correlação de Cicchitti et al. (1960) e utilizando o Filtro de Kalman, para tubos com diâmetro menor que 1,5 mm.....	62

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Siglas

FK	Filtro de Kalman
HCFCs	Hidroclorofluorcarbonos
HFCs	Hidrofluorcarbonos
MARD	Desvio Relativo Absoluto Médio
MRD	Desvio Relativo Médio
GK	Ganho de Kalman
GWP	<i>Global Warming Potential</i>
HVAC	<i>Heating, Ventilation and Air Conditioning</i>

Variáveis

Unidade

$\dot{m}$	Vazão mássica	[kg/s]
$\dot{m}_g$	Vazão mássica da fase de vapor	[kg/s]
$\dot{m}_l$	Vazão mássica da fase líquida	[kg/s]
G	Velocidade mássica	[kg/m ² s]
x	Título	
$\left(\frac{dp}{dz}\right)$	Perda de carga	[Pa/m]
$\left(\frac{dp}{dz}\right)_l$	Perda de carga da fase líquida	[Pa/m]
$\left(\frac{dp}{dz}\right)_g$	Perda de carga da fase de vapor	[Pa/m]
ϕ_l	Multiplicador bifásico	
X	Parâmetro de Martinelli	
f	Fator de atrito	
f_l	Fator de atrito da fase líquida	
f_g	Fator de atrito da fase de vapor	
ρ	Densidade	[kg/m ³]
ρ_l	Densidade da fase líquida	[kg/m ³]
ρ_g	Densidade da fase de vapor	[kg/m ³]
ρ_h	Densidade homogênea	[kg/m ³]
D	Diâmetro	[m]

Re	Número de Reynolds	
μ_l	Viscosidade dinâmica da fase líquida	[Pa.s]
μ_g	Viscosidade dinâmica da fase de vapor	[Pa.s]
μ_h	Viscosidade dinâmica homogênea	[Pa.s]
$\hat{x}_k^-$	Previsão do estado	
A	Matriz de transição de estado	
$\hat{x}_{k-1}$	Previsão do estado anterior	
B	Matriz de controle	
u_k	Vetor de entrada de controle	
K_k	Ganho de Kalman	
P_k^-	Incerteza da previsão	
H	Matriz de observação	
R	Incerteza da medição	
$\hat{x}_k$	Estimativa atual	
$\hat{x}_k^-$	Estimativa anterior	
z_k	Valor da medição atual	
P_k	Incerteza da estimativa atual	
I	Matriz identidade	
P_{k-1}	Covariância da estimativa no instante anterior	
Q	Covariância do ruído do processo	
$\hat{x}_{0,0}$	Estimativa inicial da perda de carga	
$p_{0,0}$	Variância da estimativa inicial	
σ	Incerteza	
$\hat{x}_{n,n-1}$	Previsão do valor anterior	
$p_{n,n-1}$	Erro da estimativa anterior	
q	Variância do ruído do processo	
me	Erro de medição	
σ_m	Incerteza do instrumento de medição	
K_n	Ganho de Kalman (unidimensional)	
$\hat{x}_{n,n}$	Estimativa atual	
z_n	Valor da medição	
$p_{n,n}$	Incerteza da estimativa atual	
$\hat{x}_{n+1,n}$	Estimativa da próxima iteração	
$p_{n+1,n}$	Incerteza da próxima iteração	
P_{sat}	Pressão saturada	[bar]

Sumário

1	INTRODUÇÃO	14
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	19
2.1	INTRODUÇÃO	19
2.2	HISTÓRICO E EVOLUÇÃO DOS MODELOS DE CÁLCULO DE PERDA DE CARGA EM ESCOAMENTO BIFÁSICO	19
2.3	DEFINIÇÕES BÁSICAS DO ESCOAMENTO BIFÁSICO	21
2.3.1	PARÂMETROS PARA ESCOAMENTOS BIFÁSICOS	24
2.4	IMPACTO DAS PROPRIEDADES TERMODINÂMICAS DOS FLUIDOS ZEOTRÓPICOS NO CÁLCULO DA PERDA DE CARGA.....	25
2.5	MODELOS PARA CÁLCULO DA PERDA DE CARGA EM FLUIDOS ZEOTRÓPICOS	26
2.5.1	MODELO DE FLUXO SEPARADO	26
2.5.2	MODELO HOMOGÊNEO PARA FLUXO BIFÁSICO	27
2.6	AValiação DAS CORRELAÇÕES	28
2.7	CORRELAÇÕES DE CICCHITTI E FANG	29
2.8	PARÂMETROS QUE INFLUENCIAM A PERDA DE CARGA.....	31
2.9	VALIDAÇÃO EXPERIMENTAL DE CORRELAÇÕES EM FLUXO BIFÁSICO	33
2.10	FILTRO DE KALMAN.....	34
2.11	CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS FINAIS	38
3	METODOLOGIA	40
3.1.1	FILTRO DE KALMAN UNIDIMENSIONAL	40
3.2	INICIALIZAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN	45
3.2.1	A ESTIMATIVA DO ERRO DE MEDIÇÃO E O RUÍDO DO PROCESSO ..	45
3.2.2	CÁLCULO DA PERDA DE CARGA UTILIZANDO O FILTRO DE KALMAN	55
4	RESULTADOS.....	57
4.1	INTRODUÇÃO.....	57
4.2	PERDA DE CARGA EM TUBOS ..	57
4.3	PERDA DE CARGA EM TUBOS COM DIÂMETROS MAIORES QUE 1,5 MM	58
4.4	PERDA DE CARGA EM TUBOS COM DIÂMETROS MENORES QUE 1,5 MM	60
4.5	GANHO DE KALMAN	62
5	CONCLUSÃO E COMENTÁRIOS FINAIS	64
	Referências	65

1 INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, a adoção generalizada de condicionadores de ar e bombas de calor desempenhou um papel fundamental no aumento do conforto e da conveniência da vida moderna. No entanto, o uso intensificado desses sistemas resultou em um aumento no consumo de energia, sobrecarregando as redes elétricas e elevando os custos operacionais. Neste cenário, a demanda por sistemas mais eficientes tornou-se uma prioridade crescente para as indústrias que fabricam esses equipamentos, impulsionando a inovação e o desenvolvimento de tecnologias mais sustentáveis. Paralelamente, há uma necessidade crescente de afastar-se dos hidroclorofluorcarbonos (HCFCs), como o R-22. Esse processo é principalmente motivado pelos compromissos assumidos no Protocolo de Montreal de 1987 (SILVA, 2015), visando proteger a camada de ozônio.

Devido ao seu uso histórico e contínuo, um grande inventário de equipamentos projetados para o R22 permanecerá em serviço por décadas, mesmo após o fim da produção do R22. Nos últimos anos, a busca por refrigerantes alternativos viáveis para substituir o R22, com propriedades termodinâmicas aceitáveis e compatibilidade com os equipamentos, tem sido um desafio para os pesquisadores. Apesar do seu alto Potencial de Aquecimento Global ($GWP = 1774$), o R407C continua sendo uma solução viável para substituir o R22 ($GWP = 1810$) porque muitas vezes pode ser utilizado sem exigir modificações significativas no sistema. As características do R407C se assemelham às do R22 em termos de propriedades termodinâmicas e de transporte, tornando-o um substituto direto prático. Além disso, o R407C é geralmente compatível com os materiais usados nos sistemas existentes, embora exija o uso de óleos poliéster em vez dos lubrificantes tradicionais usados com o R22 (Aprea e Greco 2003). Além disso, ao contrário do R22, o R407C não impacta a camada de ozônio. Isso faz do R407C uma opção mais ambientalmente amigável, que atende às regulamentações brasileiras modernas e oferece características de desempenho semelhantes às do R22 em sistemas de refrigeração e ar-condicionado.

Calcular a perda de carga em escoamento bifásico é crucial para o projeto e operação de instalações energéticas, especialmente aquelas que envolvem refrigerantes em sistemas HVAC, unidades de refrigeração e trocadores de calor. Cálculos precisos de perda de carga são essenciais para dimensionar corretamente tubos e compressores, garantindo desempenho e eficiência energética ideais. Eles também auxiliam no dimensionamento adequado de

evaporadores e condensadores para lidar eficientemente com as cargas térmicas desejadas. Além disso, cálculos precisos de perda de carga são importantes na previsão das taxas de transferência de calor, o que é vital para manter as temperaturas desejadas e melhorar a eficiência energética geral.

O escoamento bifásico consiste em fases de vapor e líquido, e podem existir diferentes tipos de escoamento. Os padrões geralmente encontrados em tubos horizontais são Borbulhado, Pistônico, Estratificado, Ondulado, Intermitente, Anular e Nebuloso (Hewitt, 1970). Normalmente, a existência de mais fases aumenta a perda de carga quando comparado ao escoamento monofásico ao escoar com a mesma taxa de fluxo mássico (Coates e Pressburg, 1959).

Diversas correlações foram desenvolvidas ao longo dos anos para o cálculo da perda de carga. A maioria corresponde a fluidos monofásicos e apresenta baixas incertezas em comparação com as correlações para fluidos bifásicos. Xu et al. (2012) apresentaram um estudo comparando várias equações e concluíram que a desenvolvida por Müller-Steinhagen e Heck (1986) obteve o melhor desempenho, com um erro médio de 3,1% para fluidos monofásicos. No mesmo estudo, a correlação de Cicchiti et al. (1960) apresentou os melhores resultados no cálculo da perda de carga em um tubo horizontal usando o fluido bifásico R407C. A incerteza média foi de cerca de 18% a 30%.

No trabalho realizado por Garcia et al. (2017), 18 correlações para perda de carga em escoamentos bifásicos foram identificadas e comparadas com os dados experimentais através do Desvio Médio Relativo Absoluto (MARD) e do Desvio Médio Relativo (MRD). Os desvios foram calculados para dois principais tipos de padrões de escoamento, intermitente e anular. A correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) apresentou os resultados mais favoráveis, mesmo sendo um modelo simplificado (modelo homogêneo). No entanto, embora esta equação se destaque, ainda contém erros significativos que podem levar ao desenvolvimento de equipamentos superdimensionados, aumento dos custos operacionais, redução da eficiência e potenciais problemas de segurança, destacando a necessidade de melhorar os resultados. Estudos recentes abordam o uso de uma rede neural para reduzir as incertezas decorrentes de certas equações. Os resultados de Garcia et al. (2017) demonstram que essa abordagem produz respostas de alta qualidade, oferecendo resultados promissores.

O desenvolvimento de correlações para estimar a perda de carga geralmente envolve a coleta de dados experimentais sob diversas condições operacionais e o refinamento de uma relação

matemática para melhor ajustar os dados observados. Embora a correlação proposta possa inicialmente apresentar desvios em relação aos dados experimentais, ela mantém inerentemente uma relação estatística com esses dados em algum grau. Uma abordagem para melhorar essas relações e aumentar a precisão das estimativas de perda de carga é através da utilização de técnicas de estimativa ótimas, como o Filtro de Kalman (FK).

Principalmente enraizado na engenharia de controle e em sistemas dinâmicos, o FK é um algoritmo utilizado para otimizar a precisão das medições e previsões de estados futuros de sistemas dinâmicos sujeitos a ruídos e incertezas. Desenvolvido e introduzido por Rudolph Emil Kalman no final dos anos 1950, rapidamente emergiu como um algoritmo recursivo fundamental para filtrar dados medidos e obter resultados mais precisos (Kalman, 1960; Julier e Uhlmann, 2004).

A integração do Filtro de Kalman no desenvolvimento de correlações de perda de carga oferece uma metodologia promissora para aprimorar a precisão e a confiabilidade das estimativas em sistemas de fluidos. Nesse sentido, o objetivo principal deste trabalho é criar uma metodologia que utilizará o Filtro de Kalman para melhorar os resultados obtidos de correlações conhecidas para estimar a perda de carga para o escoamento de R-407 em tubos horizontais. A prioridade é minimizar os erros da correlação de Cicchiti et al. (1960) em conjunto com Fang et al. (2011) ao obter valores de perda de carga em escoamento bifásico em tubos horizontais. Combinando o poder preditivo de correlações já bem estabelecidas com as capacidades adaptativas do Filtro de Kalman, este estudo busca fornecer uma metodologia para obter estimativas mais exatas da perda de carga no escoamento de R-407 em tubos horizontais.

1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral deste trabalho consiste em desenvolver um método para minimizar erros provenientes das equações para o cálculo da perda de carga apresentadas por Cicchiti et al. (1960) e Fang et al. (2011) para fluidos bifásicos utilizando o Filtro de Kalman.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a. Estudar os modelos propostos para se estimar a perda de carga durante a evaporação de fluidos bifásicos em tubos horizontais.

- b. Apresentar as equações Filtro de Kalman e seu benefício para minimizar incertezas de medições e problemas numéricos.
- c. Utilizar o Filtro de Kalman para obter uma curva de resposta para a perda de carga em função do título mais adequado que a curva resultante das correlações.
- d. Criar um método para que não necessite de dados experimentais para se obter uma melhor resposta através da utilização Filtro de Kalman.
- e. Avaliar a performance do Filtro de Kalman em diferentes faixas de pressão e taxas de fluxo, observando a variação do erro em relação às correlações tradicionais.
- f. Validar o método desenvolvido através da comparação entre os resultados obtidos com os dados experimentais disponíveis na literatura.
- g. Analisar a aplicabilidade do método em diferentes tipos de escoamentos bifásicos, como escoamento anular e escoamento estratificado, avaliando sua robustez e generalização.
- h. Investigar a influência de parâmetros como o diâmetro do tubo e a natureza do fluido têm nas estimativas de perda de carga utilizando o Filtro de Kalman.
- i. Desenvolver um algoritmo que integre o Filtro de Kalman com dados experimentais de escoamento bifásico para permitir ajustes automáticos em tempo real dos valores obtidos através das correlações de perda de carga.

1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação foi dividida em cinco Capítulos. No Capítulo 1 é introduzido o tema do estudo, destacando a relevância dos sistemas de condicionamento de ar e bombas de calor, os desafios da transição para refrigerantes sustentáveis e a viabilidade do R407C como substituto do R22. São apresentados os fundamentos do cálculo de perda de carga em escoamento bifásico, padrões de escoamento comuns e principais correlações, como as propostas de Cicchiti et al. e Fang et al. O capítulo finaliza com a aplicação do Filtro de Kalman como uma abordagem promissora para reduzir incertezas e aprimorar a precisão das estimativas em escoamentos de R407C em tubos horizontais.

No Capítulo 2 é apresentado uma revisão abrangente da literatura sobre perda de carga em escoamentos bifásicos, começando com o histórico e a evolução dos modelos de cálculo, destacando como abordagens empíricas iniciais evoluíram com o desenvolvimento de modelos robustos, como o fluxo homogêneo e o fluxo separado. Em seguida, são introduzidas definições essenciais do escoamento bifásico e discutido o impacto das propriedades termodinâmicas de fluidos zeotrópicos no cálculo de perda de carga, evidenciando como as transições de fase

influenciam a pressão e o fluxo. Os modelos para fluidos zeotrópicos são analisados, detalhando o modelo de fluxo separado e o modelo homogêneo, com uma avaliação crítica das principais correlações, como as propostas por Cicchitti et al. e Fang et al., além de uma discussão dos parâmetros que afetam a perda de carga, como o diâmetro do tubo e a velocidade mássica. A validação experimental de correlações em condições reais é explorada, e o capítulo finaliza com o Filtro de Kalman, explicando sua aplicação para aprimorar a precisão das medições e das estimativas em cenários complexos de escoamento.

No Capítulo 3 é descrito a metodologia adotada para aplicar o Filtro de Kalman (FK), com o objetivo de validar sua eficácia na melhoria das estimativas de perda de carga. O FK unidimensional é discutido inicialmente, detalhando sua aplicação em escoamentos bifásicos para aprimorar a precisão das previsões. Em seguida, são apresentadas as etapas de inicialização do Filtro de Kalman, incluindo as equações necessárias para estimar o estado inicial do sistema e o desenvolvimento de uma metodologia para garantir a funcionalidade correta nas condições específicas da correlação proposta. A seção sobre estimativa do erro de medição e do ruído do processo aborda como os valores ideais para esses parâmetros foram determinados para cada caso estudado, permitindo a criação de uma equação apropriada para a inicialização do filtro. Por fim, o cálculo da perda de carga usando o Filtro de Kalman é descrito, comparando os resultados obtidos por este método com os das correlações convencionais, com o objetivo de desenvolver a metodologia para cálculo da perda de carga proposta neste trabalho.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos com o método proposto, que aplica o Filtro de Kalman aos valores de perda de carga derivados das correlações de Cicchitti e Fang, comparando-os aos resultados dos modelos tradicionais. Primeiramente, a análise da perda de carga em tubos de diâmetro superior a 1,5 mm é apresentada, destacando as diferenças observadas em relação aos modelos clássicos. Em seguida, os resultados para tubos de diâmetro reduzido, menores que 1,5 mm, são discutidos, com foco nos desafios adicionais que surgem nesses casos devido às variações mais significativas de pressão e fluxo. Por último, o impacto do Ganho de Kalman nas estimativas de perda de carga é explorado, enfatizando como os ajustes no ganho se adaptam a diferentes condições de fluxo para melhorar a precisão do modelo.

No Capítulo 5, por fim, será apresentada a conclusão do trabalho, destacando os benefícios da aplicação do Filtro de Kalman e sugerindo possíveis melhorias e aplicações futuras. Serão feitas considerações sobre a generalização do método para outras correlações e contextos de escoamento bifásico.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 INTRODUÇÃO

O escoamento bifásico é um fenômeno de grande relevância em diversos campos da engenharia, especialmente naqueles relacionados à transferência de calor, energia e processos industriais. A compreensão dos mecanismos associados à perda de carga nesse tipo de escoamento é fundamental para projetar sistemas eficientes e confiáveis. Esta revisão bibliográfica tem como objetivo estabelecer uma base teórica sólida sobre os modelos e métodos empregados no cálculo da perda de carga em escoamentos bifásicos. Serão abordados desde os primeiros modelos teóricos até as abordagens modernas, com destaque para a introdução do Filtro de Kalman, utilizado neste estudo como uma ferramenta para mitigar os erros associados às equações tradicionais, aprimorando a exatidão das estimativas.

2.2 HISTÓRICO E EVOLUÇÃO DOS MODELOS DE CÁLCULO DE PERDA DE CARGA EM ESCOAMENTO BIFÁSICO

A evolução dos modelos de cálculo de perda de carga em escoamento bifásico reflete o avanço contínuo na compreensão dos fenômenos de escoamento e na busca por maior precisão em previsões para aplicações industriais. Desde os primeiros estudos conduzidos por Lockhart e Martinelli (1949), que introduziram uma abordagem experimental para calcular a perda de carga em escoamentos bifásicos horizontais, a área de estudo tem apresentado um desenvolvimento significativo. O modelo de Lockhart-Martinelli, baseado na utilização de fatores de correção para escoamento monofásico, permaneceu como referência durante décadas, embora apresente limitações, como a não consideração explícita dos diferentes padrões de escoamento (Lockhart & Martinelli, 1949).

Nas décadas seguintes, surgiram modelos mais sofisticados que buscavam retratar a complexidade do escoamento bifásico. Dentre eles, destaca-se o modelo homogêneo, que considera o escoamento como uma mistura contínua de fases líquida e de vapor, com propriedades médias ponderadas (Wallis, 1969). Apesar do modelo homogêneo ser matematicamente simples e amplamente utilizado, sua precisão é limitada a condições específicas, especialmente em escoamentos onde as fases estão bem misturadas (Collier & Thome, 1994).

Outro marco na evolução dos modelos foi a introdução do modelo de fluxo separado, que reconhece a existência de duas fases distintas com velocidades e propriedades diferentes. Essa

abordagem foi proposta por Taitel e Dukler (1976) e melhorada por diversos pesquisadores ao longo dos anos. Este modelo proporciona uma melhor descrição dos fenômenos de escoamento em situações em que as fases não se encontram perfeitamente misturadas, como em fluxos estratificados ou anulares (Taitel & Dukler, 1976).

Na década de 1960, o desenvolvimento de correlações específicas para fluidos refrigerantes, como as propostas por Cicchitti et al. (1960) e Fang et al. (2011), trouxe avanços consideráveis no cálculo de perda de carga em sistemas de HVAC (Aquecimento, ventilação e ar condicionado). Essas correlações foram otimizadas para considerar características específicas de refrigerantes modernos, como o R-407C, e as condições operacionais associadas ao escoamento bifásico em tubulações horizontais (Cicchitti et al., 1960; Fang et al., 2011).

Adicionalmente, o uso de técnicas de inteligência artificial, como redes neurais, tem sido explorado nas últimas décadas para reduzir as incertezas associadas às correlações tradicionais. Garcia et al. (2017) demonstram que, ao integrar essas técnicas com correlações estabelecidas, é possível melhorar significativamente a precisão das previsões de perda de carga, apontando para uma nova direção na modelagem de escoamentos bifásicos (Garcia et al., 2017).

Na Tabela 2.1 são apresentadas algumas correlações para estimar a perda de carga junto com suas principais características e desvios em relação aos dados experimentais MARD (Desvio Médio Relativo Absoluto). Apesar dos avanços nos últimos anos em relação às técnicas experimentais para desenvolver novas correlações para estimar a perda de carga em tubos, o desvio nos resultados obtidos usando essas correlações, quando comparados aos dados experimentais, ainda é considerável.

Tabela 2.1: Características de algumas correlações para calcular a perda de carga e seu respectivo MARD.

Autor	Diâmetro	Fluido	Regime de vazão	MARD
Cicchitti et al. (1960)	Qualquer	Vapor, Líquido e mistura	Fluxo disperso muito fino e fluxo borbulhante	15,31
Friedel (1979)	0,98 – 257,4 mm	Ar-água, Ar-óleo e R12	Desconhecido	44,72
Muller-Steinhagen and Heck (1986)	14,0 – 84,0 mm	Água, R12 e Argon	Anular e Estratificado	25,4
Wang et al., (1997)	6,5 mm	R-22, R-134a e R-407C	Intermitente, Estratificado e Anular	78,41

Bandarra et al. (2004)	Filho	7,0, 7,9, e 9.5 mm	R134a	Anular	61,53
Cioncolini (2009)	et al.	0.6 – 24,9 mm	H ₂ O–argônio, H ₂ O–nitrogênio, R134a e R245fa,	Anular	189,17
Sun and (2009)	Mishima	0,506 – 12,0 mm	R-123, R134a, R-22, R-236ea, R-245fa, R-404A, R-407C, R-410A, R507 e CO ₂	Laminar	17,37
Xu and (2012)	Fang	14,0 – 84,0 mm	Água, R12 e Argônio	Laminar	28,86
Grauso (2014)	et al.	6,0 mm	CO ₂ e R410A	Anular	62,55
ANN (Garcia et al., 2018)	model	4,5 e 8,0 mm	R-407C	Qualquer	7,17

A evolução dos modelos de cálculo de perda de carga em escoamento bifásico é, portanto, um reflexo da crescente demanda por previsões mais precisas e confiáveis, que acompanhem o desenvolvimento tecnológico e as necessidades das indústrias que dependem desses sistemas.

2.3 DEFINIÇÕES BÁSICAS DO ESCOAMENTO BIFÁSICO

Quando há o escoamento de duas ou mais fases simultaneamente em um tubo na mesma direção, esse escoamento é considerado complexo e de difícil caracterização. Normalmente a existência de mais fases aumenta a perda de carga quando comparado a fluxos monofásicos ao escoar com a mesma vazão mássica (Coates e Pressburg, 1959). O escoamento bifásico é constituído das fases vapor e líquido, podendo haver diferentes tipos de fluxo. Os padrões encontrados em tubos horizontais, objeto de estudo deste trabalho, são: Borbulhado, Pistonado, Estratificado, Ondulado, Intermitente, Anular e Névoa, que são melhor descritos a seguir conforme apresentado por Chhabra e Richardson (1999).

No escoamento Borbulhado (*Bubble Flow*) pequenas bolhas estão dispersas ou suspensas em um fluido contínuo, concentradas na parte superior, conforme mostra a Figura 2.1.



Figura 2.1: Escoamento borbulhado horizontal (NEVERS, 1991)

No escoamento Pistonado (*Slug Flow*) ocorre o rompimento da interface vapor-líquido em alguns pontos e algumas gotículas do líquido então suspensas na fase de vapor. Pode haver a formação de cristas do líquido, podendo atingir a superfície superior do tubo, como mostrado pela Figura 2.2. Este escoamento tem maior incidência à medida que a velocidade do vapor aumenta.

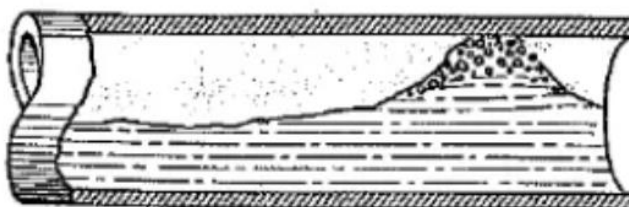


Figura 2.2: Escoamento pistonado horizontal (NEVERS, 1991)

No escoamento Estratificado (*Stratified Flow*) há uma separação mais uniforme das fases vapor-líquido. O fluido flui por uma interface horizontal lisa, onde o vapor ocupa a parte superior do tubo e o líquido a parte inferior, de acordo com a Figura 2.3. Este padrão está associado a baixas velocidades do fluxo para ambas as fases.

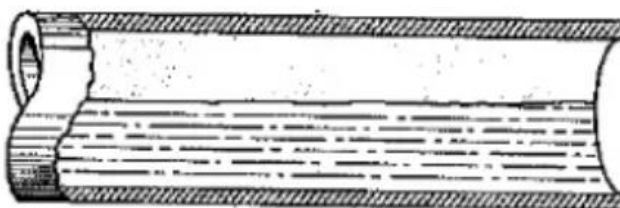


Figura 2.3: Escoamento estratificado horizontal (NEVERS, 1991)

No escoamento Ondulado (*Wavy Flow*) as fases fluem separadamente, assim como no Estratificado, onde o vapor ocupa a parte superior e o fluido a parte inferior. A diferença ocorre durante a fase líquida onde há uma interface irregular, ocorrendo a formação de ondas, como demonstrado pela Figura 2.4. As ondas estão associadas à alta velocidade da fase de vapor.

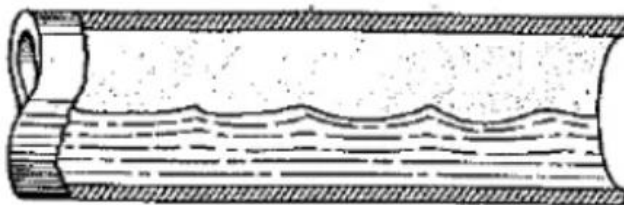


Figura 2.4: Escoamento ondulado horizontal (NEVERS, 1991)

No escoamento Intermitente ou Tamponado (*Plug Flow*) há a formação de bolsões de vapor alongados que tendem a se mover na parte superior do tubo, havendo ou não a presença de pequenas bolhas na região imediatamente abaixo do bolsão, de acordo com a Figura 2.5.



Figura 2.5: Escoamento intermitente horizontal (NEVERS, 1991)

No escoamento Anular (*Annular Flow*) há o envolvimento da fase de vapor por parte do líquido, onde o líquido está em contato com toda a parede do tubo e a espessura da parte inferior é maior que a superior. A interface é instável e apresenta bolhas no filme líquido, assim como grande parte do mesmo é mantido suspenso na fase de vapor, como demonstrado pela Figura 2.6.

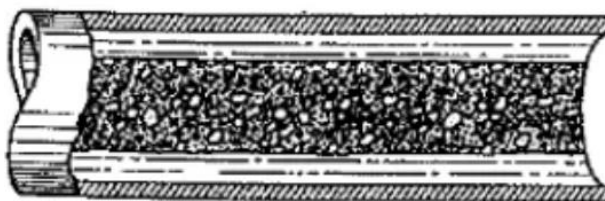


Figura 2.6: Escoamento anular horizontal (NEVERS, 1991)

No escoamento de Névoa ou Disperso (*Spray Flow*) a fase líquida encontra-se dispersa na fase de vapor sob forma de gotículas e é arrastada pelo vapor, como mostra a Figura 2.7.

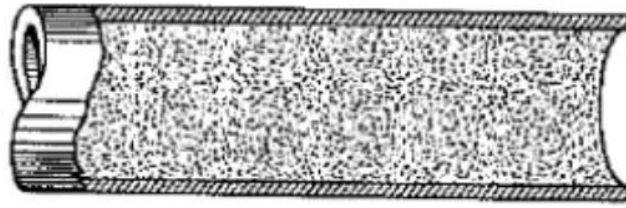


Figura 2.7: Escoamento disperso horizontal (NEVERS, 1991)

2.3.1 PARÂMETROS PARA ESCOAMENTOS BIFÁSICOS

De acordo com Whalley (1996), o regime de escoamento bifásico depende da soma das vazões da fase líquida e fase de vapor, das propriedades massa específica, viscosidade e tensão superficial, das condições de operação (pressão, temperatura e gravidade) e das características geométricas do duto avaliado: diâmetro, forma e inclinação. Percebe-se uma grande complexidade para determinar o regime de escoamento, uma vez que existem inúmeros fatores que influenciam a maneira que o fluido irá percorrer os tubos. Alguns destes importantes parâmetros que serão discutidos ao longo do trabalho estão representados a seguir.

A vazão mássica ($\dot{m}$) pode ser calculada como a soma das vazões da fase de vapor ($\dot{m}_g$) e a vazão da fase líquida ($\dot{m}_l$), representado pela Eq. (2.1).

$$\dot{m} = \dot{m}_g + \dot{m}_l \quad (2.1)$$

A velocidade mássica (G) é calculada através da razão entre a vazão mássica ($\dot{m}$) e a área da seção transversal do tubo (A), representado pela Eq. (2.2).

$$G = \frac{\dot{m}}{A} \quad (2.2)$$

O título (x) que é a relação entre a massa de vapor e a massa total da mistura vapor-líquido saturado, é definido pela Eq. (2.3).

$$x = \frac{\dot{m}_g}{\dot{m}} = \frac{\dot{m}_g}{\dot{m}_g + \dot{m}_l} \quad (2.3)$$

2.4 IMPACTO DAS PROPRIEDADES TERMODINÂMICAS DOS FLUIDOS ZEOTRÓPICOS NO CÁLCULO DA PERDA DE CARGA

Os fluidos zeotrópicos têm ganhado destaque em aplicações de refrigeração e climatização devido à necessidade de substituir substâncias prejudiciais ao meio ambiente, como os clorofluorcarbonetos (CFCs) e os hidroclorofluorcarbonos (HCFCs). No entanto, as propriedades termodinâmicas únicas desses fluidos apresentam desafios para o cálculo preciso da perda de carga em escoamentos bifásicos.

Um fluido zeotrópico é uma mistura de dois ou mais componentes refrigerantes que possuem pontos de ebulição diferentes e, portanto, não evaporam ou condensam a uma temperatura constante. A principal característica destes fluidos é a variação contínua de temperatura (*temperature glide*) durante a mudança de fase, o que difere substancialmente do comportamento dos fluidos azeotrópicos, que evaporam a uma temperatura constante (Domanski & Yashar, 2015).

A variação contínua de temperatura durante a mudança de fase afeta diretamente a distribuição de fases ao longo do escoamento e, conseqüentemente, as quedas de pressão. À medida que o fluido zeotrópico evapora, a composição da mistura muda, alterando as propriedades termodinâmicas como densidade e viscosidade, o que complica a aplicação de correlações de perda de carga desenvolvidas para fluidos com comportamento constante. Segundo Zhu et al. (2020), essa variabilidade nas propriedades torna difícil a utilização de modelos tradicionais, como o modelo homogêneo, que pressupõe propriedades médias constantes ao longo do escoamento. Em vez disso, são necessários modelos que considerem a evolução das propriedades físicas em função da composição e da variação da temperatura durante a mudança de fase. Esse comportamento também gera flutuações de pressão e estresse mecânico nos componentes do sistema, resultando em maior desgaste e reduzindo a vida útil dos equipamentos, especialmente em compressores e trocadores de calor.

Além disso, a eficiência energética dos sistemas que utilizam fluidos zeotrópicos é altamente sensível à precisão do cálculo da perda de carga. Estudos sugerem que a utilização inadequada de correlações de perda de carga pode levar a subestimativas ou superestimativas consideráveis, impactando o dimensionamento de componentes como compressores e trocadores de calor (Liang et al., 2018). De acordo com Fang et al. (2011), a aplicação de correlações adaptadas para fluidos zeotrópicos, como o R-407C, mostrou-se eficaz em melhorar a precisão dos

cálculos, embora ainda existam incertezas devido à complexidade termodinâmica do processo de mudança de fase.

Portanto, o impacto das propriedades termodinâmicas dos fluidos zeotrópicos no cálculo da perda de carga não pode ser subestimado, pois afeta não apenas a eficiência do sistema, mas também a conformidade com regulamentações ambientais e a vida útil dos equipamentos.

2.5 MODELOS PARA CÁLCULO DA PERDA DE CARGA EM FLUIDOS ZEOTRÓPICOS

Os modelos analíticos servem como ferramentas matemáticas indispensáveis para prever variações de perda de carga dentro de sistemas fluidos. Esses modelos permitem que sejam estimadas mudanças de perda de carga ao longo de tubos, dutos ou outros componentes cruciais para o projeto e análise de desempenho do sistema. Apesar de sua utilidade, esses modelos são simplificações dos complexos fenômenos de dinâmica dos fluidos. Embora ofereçam consistência e forneçam valores aproximados, eles frequentemente apresentam erros significativos em suas estimativas. Dois exemplos principais desses modelos são o modelo de fluxo separado e o modelo homogêneo. Ambos serão discutidos nas seções seguintes.

2.5.1 MODELO DE FLUXO SEPARADO

O modelo de fluxo separado considera as duas fases do escoamento como segmentadas e com propriedades térmicas e cinéticas específicas. Ele foi criado por Lockhart e Martinelli (1949), baseando-se nas análises de Martinelli e Nelson (1948). Essa correlação tornou-se famosa devido à sua simplicidade e pode ser utilizada para todos os padrões de escoamento bifásico. No entanto, por abranger uma gama mais ampla de possibilidades de escoamento, possui uma precisão menor. A perda de carga em escoamentos bifásicos é calculada pelo produto entre a perda de carga, assumindo apenas uma das fases, com o fator de correção denominado multiplicador bifásico, conforme expresso na Eq. (1).

$$\left(\frac{dp}{dz}\right)_{TP} = \left(\frac{dp}{dz}\right)_l \phi_l^2 \quad (1)$$

Uma das possibilidades para calcular o multiplicador bifásico (ϕ_l) é através da correlação de Chisholm (1967), representado pela Eq. (2).

$$\phi_l^2 = 1 + \frac{C}{X} + \frac{1}{X^2} \quad (2)$$

em que $[X]$ é o parâmetro de Martinelli e o valor de $[C]$ depende do regime em que se encontra a fase de vapor e líquida, como apresentado na Tabela 2.2 (Carey, 2020).

Tabela 2.2: Valores da constante $[C]$ em relação ao regime de fluxo e à fase do fluido (Carey, 2020).

Regime de fluxo da fase líquida	Regime de fluxo da fase de vapor	C
Turbulento	Turbulento	20
Laminar	Turbulento	12
Turbulento	Laminar	10
Laminar	Laminar	5

O parâmetro de Martinelli $[X]$ é dado pela Eq. (3). Para calcular as fases individualmente, foram usadas a Eq. (4) e a Eq. (5) (Carey, 2020).

$$X^2 = \frac{\left(\frac{dp}{dz}\right)_l}{\left(\frac{dp}{dz}\right)_g} \quad (3)$$

$$\left(\frac{dp}{dz}\right)_l = f_l \frac{2G^2(1-x)^2}{\rho_l D} \quad (4)$$

$$\left(\frac{dp}{dz}\right)_g = f_g \frac{2G^2(1-x)^2}{D} \rho_g \quad (5)$$

em que os parâmetros $[f]$, $[\rho]$, $[x]$, $[G]$, e $[D]$ são fator de atrito, densidade, título, velocidade mássica e diâmetro do tubo, respectivamente.

2.5.2 MODELO HOMOGÊNEO PARA FLUXO BIFÁSICO

No modelo de fluxo homogêneo, assume-se que o escoamento do fluido possui ambas as fases, vapor e líquido, em equilíbrio térmico. Além disso, presume-se que não há diferença nas velocidades das duas fases, garantindo maior simplicidade nos cálculos. Portanto, a mistura bifásica é tratada como uma única fase, e algumas propriedades são calculadas por médias ponderadas utilizando o título e outros atributos. De forma simplificada, a perda de carga pode ser calculada pela equação de Fanning (Eq. (6)) para o modelo homogêneo (Özışık, 1977).

$$\left(\frac{dp}{dz}\right) = f \frac{G^2}{2\rho_h D} \quad (6)$$

em que $\left(\frac{dp}{dz}\right)$ é a perda de carga, f é fator de fricção, G é a velocidade mássica, ρ é a densidade do fluido bifásico e D é o diâmetro do tubo. Diversas correlações propostas utilizam o modelo homogêneo. Geralmente, o fator que difere no cálculo da perda de carga é a forma de determinar a viscosidade $[\mu_h]$ do fluido.

2.6 AVALIAÇÃO DAS CORRELAÇÕES

Apesar do esforço para desenvolver correlações que funcionem de maneira adequada e com poucos desvios para todos os casos, os resultados obtidos ainda apresentam erros em determinadas condições, devido às considerações feitas acerca dos fenômenos físicos envolvidos.

No trabalho realizado por Garcia et al. (2017), foram identificadas 18 correlações para perda de pressão em fluxos bifásicos, e foram comparadas com os dados experimentais para obter o Desvio Relativo Absoluto Médio (MARD) e o Desvio Relativo Médio (MRD). Os desvios foram calculados para dois tipos principais de padrões de escoamento, o intermitente e o anular. A Tabela 2.3 apresenta os dados encontrados.

Constata-se que a correlação de Cicchitti et al. (1960) foi a que obteve melhores resultados, mesmo se tratando de um modelo mais simplificado (homogêneo). Porém, apesar de décadas de pesquisa e desenvolvimento, as correlações existentes para a perda de carga em fluxos bifásicos ainda enfrentam desafios significativos quanto à precisão e aplicabilidade. Estudos mais recentes têm explorado a integração de novas abordagens, como redes neurais artificiais e métodos de otimização, para refinar essas correlações e reduzir os desvios em relação aos dados experimentais. Garcia et al. (2017) apontam que, mesmo com a melhora nas técnicas experimentais, as incertezas e erros ainda são consideráveis, especialmente em condições de escoamento fora dos parâmetros mais estudados. Isso evidencia a necessidade contínua de pesquisas para desenvolver correlações mais robustas e adaptáveis a uma ampla gama de condições operacionais. As discrepâncias observadas em correlações tradicionais, como as de Chisholm (1967) e Friedel (1979), reforçam a importância de revisitar e aprimorar as metodologias empregadas na formulação dessas equações, com o objetivo de alcançar maior precisão e aplicabilidade prática.

Tabela 2.3: Escoamento anular horizontal (GARCIA et al., 2017). Os números em negrito apresentam as quatro melhores predições de acordo com o MARD e MRD para cada caso.

Modelo	Intermitente		Anular		Total	
	MARD	MRD	MARD	MRD	MARD	MRD
McAdams et al. (1942)	26,84	24,63	20,92	16,55	24,56	21,51
Cicchitti et al. (1960)	16,58	8,17	13,28	-4,29	15,31	3,36
Chisholm (1967)	178,16	-178,16	113,45	-113,45	153,20	-153,20
Chawla (1967)	84,15	84,15	41,08	40,01	67,53	67,12
Chisholm (1973)	126,64	-126,64	84,88	-84,88	110,53	-110,53
Friedel (1979)	38,41	-37,13	54,75	-54,75	44,72	-43,93
Gronnerud (1979)	32,77	-3,34	112,04	-112,04	63,35	-45,28
Muller-Steinhagen and Heck (1986)	19,20	-0,26	35,27	-35,27	25,40	-13,77
Jung and Radermacher (1989)	81,85	-56,31	144,87	-144,87	106,17	-90,48
Mishima and Hibiki (1996)	164,45	-164,45	111,76	-111,76	144,12	-144,12
Wang et al., (1997)	58,23	-47,49	110,55	-110,55	78,41	-71,82
Tran et al. (1739–1754)	45,44	-18,14	212,86	-212,86	110,04	-93,27
Bandarra Filho et al. (2004)	48,01	46,42	83,05	83,05	61,53	60,55
Sun and Mishima (2009)	17,19	1,31	17,65	-13,21	17,37	-4,29
Xu and Fang (2012)	21,95	-5,713	39,86	-39,86	28,86	-18,88
Quiben and Thome (2007)	43,19	-27,32	94,30	-94,30	62,91	-53,16
Cioncolini et al. (2009)	192,26	-192,26	184,23	-184,23	189,17	-189,17
Grauso et al. (2014)	65,33	65,3	58,13	58,13	62,55	62,55

2.7 CORRELAÇÕES DE CICCHITTI E FANG

Considerando que o valor da perda de carga varia consideravelmente à medida que os parâmetros operacionais e o padrão de escoamento mudam, as equações presentes na literatura não acompanham essas mudanças de forma linear, resultando em erros de até 35% (Garcia, J.

et al., 2017), dependendo da expressão escolhida. De acordo com Garcia et al. (2017) e Sun e Mishima (2009), as equações que apresentam o menor percentual de erro são as propostas por Cicchitti et al. (1960) e por Müller Steinhagen e Heck (1986). A equação de Cicchitti possui um intervalo de validade adequado para os regimes de escoamento de fluxo muito fino disperso e fluxo em bolhas, cobrindo qualquer diâmetro, título e fluido (Faraji et al., 2022).

O modelo homogêneo pode ser utilizado para calcular a perda de carga, expressa pela Eq. (6). O parâmetro ρ_h é a densidade bifásica e é calculado em função do título $[x]$, densidade do vapor $[\rho_g]$ e densidade do líquido $[\rho_l]$, de acordo com a Eq. (7).

$$\rho_h = \left[\frac{x}{\rho_g} + \frac{1-x}{\rho_l} \right] \quad (7)$$

O fator de atrito $[f]$ pode ser calculado de acordo com a equação de Darcy (Eq. (8)) ou a equação de Fang et al. (2011) (Eq. (9)) para fluxo laminar e turbulento, respectivamente.

$$f = \frac{64}{Re} \quad \text{para } Re < 2300 \quad (8)$$

$$f = 0.25 \left[\log \left(\frac{150.39}{Re^{0.98865}} - \frac{152.66}{Re} \right) \right]^{-2} \quad \text{para } Re \geq 3000 \quad (9)$$

em que o número de Reynolds pode ser calculado utilizando a Eq. (10).

$$Re = \frac{GD}{\mu_h} \quad (10)$$

em que $[D]$ representa o diâmetro do tubo, $[G]$ a velocidade mássica e $[\mu_h]$ a viscosidade bifásica do fluido.

A velocidade mássica $[G]$ é dada pela Eq. (11).

$$G = \frac{\dot{m}_l + \dot{m}_v}{A} \quad (11)$$

os parâmetros $[\dot{m}_l]$ e $[\dot{m}_v]$ representam as vazões mássicas das fases líquida e vapor, respectivamente, e $[A]$ é a área da seção transversal do tubo. A principal diferença ao realizar o cálculo da perda de carga no modelo homogêneo é a forma como a viscosidade do fluido bifásico é caracterizada. Na Eq. (12) é apresentada a correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) para calcular este parâmetro.

$$\mu_h = x\mu_g + (1+x)\mu_l \quad (12)$$

em que $[\mu_g]$ é a viscosidade do vapor e $[\mu_l]$ é a viscosidade da fase líquida.

2.8 PARÂMETROS QUE INFLUENCIAM A PERDA DE CARGA

Durante o fluxo bifásico do fluido R407C pode ocorrer diversos tipos de escoamento, como apresentado anteriormente. Parâmetros como o diâmetro interno, velocidade mássica e pressão de saturação influem neste escoamento e modificam os valores da perda de carga. Garcia et al. (2017a), Greco and Vanoli (2006) e Aprea et al. (2008) apresentam como esses parâmetros podem modificar a perda de pressão.

A redução do diâmetro interno causa um aumento na perda de pressão. A diminuição da seção transversal causa um aumento da velocidade do fluido, elevando o atrito entre o refrigerante e o tubo e, conseqüentemente, aumentando a perda de carga, como expresso na Figura 2.8.

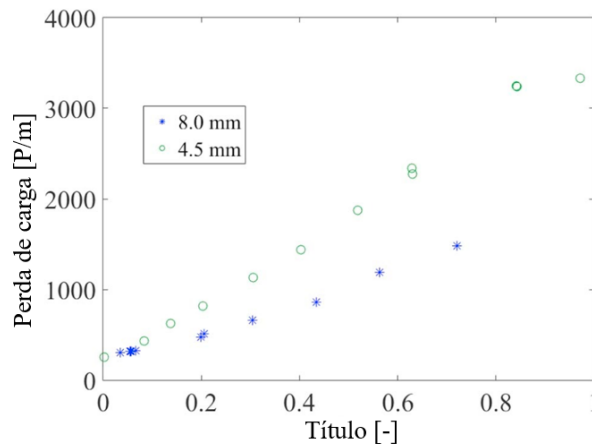


Figura 2.8: Efeito do diâmetro na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $P_{sat} = 12,0\text{bar}$, $G = 273\text{kg.m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $q = 0\text{kW.m}^{-2}$ (GARCIA et al., 2017)

Ao aumentar a velocidade mássica, há um aumento da perda de carga, como mostrado nas Figuras 2.9 e 2.10, devido ao maior atrito entre o fluido e as paredes do tubo, intensificado pela maior turbulência no escoamento. Para títulos muito pequenos, a variação da perda de carga é menor porque a fase líquida predomina, tornando o regime de escoamento mais estável e menos sensível à velocidade mássica.

O comportamento em que a perda de carga atinge um pico e depois diminui ocorre devido à redistribuição das fases no escoamento. Com o aumento da velocidade mássica, a fase líquida se dispersa mais uniformemente na fase de vapor, reduzindo o gradiente de pressão necessário para manter o fluxo. Esse efeito é particularmente relevante em padrões de escoamento como o anular ou em transições entre regimes.

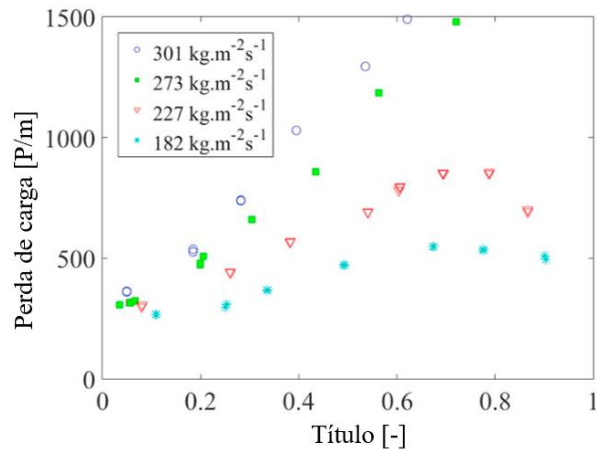


Figura 2.9: Efeito da velocidade mássica na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $P_{sat} = 12,0bar$, $D = 8mm$, $q = 1kW.m^{-2}$ (Greco and Vanoli, 2006)

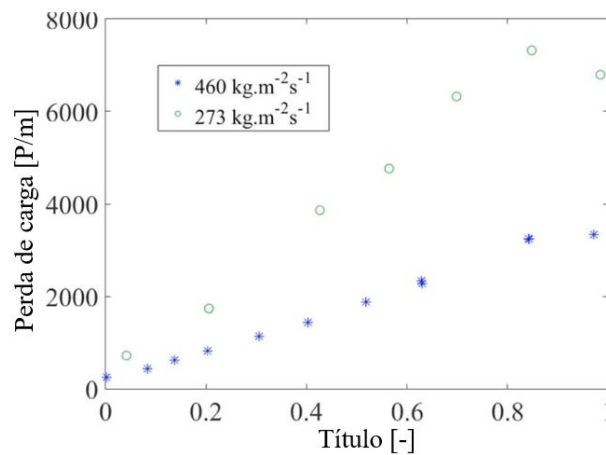


Figura 2.10: Efeito da velocidade mássica na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $P_{sat} = 12,0bar$, $D = 4,5mm$, $q = 0kW.m^{-2}$ (Greco and Vanoli, 2006)

A redução da pressão de saturação provoca um aumento da perda de carga, como mostrado na Figura 2.11. À medida que a pressão diminui, ocorre um aumento da viscosidade líquida do fluido e uma diminuição da densidade média da fase bifásica vapor-líquido, causando um aumento na velocidade do refrigerante. Portanto, há um aumento da temperatura do fluido ou do tubo, causado pela dissipação viscosa, amplificando a perda de carga.

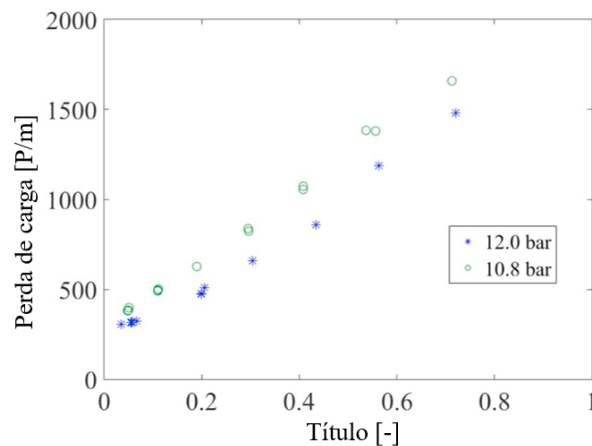


Figura 2.11: Efeito da pressão saturada na perda de carga do fluxo bifásico para o R-407C, $D = 4,5mm$, $G = 273kg.m^{-2}s^{-1}$, $q = 0kW.m^{-2}$ (Aprea et al. 2008)

O título exerce grande influência na perda de carga em escoamentos bifásicos, pois determina a proporção entre as fases líquida e vapor. Títulos baixos, com predominância de líquido, resultam em maiores perdas de carga devido ao maior atrito viscoso e à formação de padrões como o estratificado ou intermitente. Já títulos altos, onde o vapor predomina, tendem a reduzir a perda de carga, pois a menor densidade e viscosidade do vapor diminuem a resistência ao escoamento.

Percebe-se que os parâmetros diâmetro interno (D), velocidade mássica (G) e a pressão de saturação (P_{sat}) possuem grande influência na perda de carga. Além disso, o título e a inclinação do tubo também exerce uma influência significativa na perda de carga durante o escoamento bifásico. Tubos inclinados podem alterar o comportamento das fases líquida e de vapor, aumentando ou diminuindo a resistência ao fluxo. Em tubulações inclinadas ascendentes, por exemplo, o componente da gravidade oposto ao fluxo pode aumentar a perda de carga devido à maior resistência do fluxo bifásico. Já em tubulações inclinadas descendentes, a gravidade pode auxiliar o movimento do fluxo, reduzindo a perda de carga. Portanto, para simplificar os cálculos neste trabalho, foi considerado apenas o escoamento em tubos horizontais, eliminando a variabilidade adicional introduzida pela inclinação do tubo (Thome, 2004; Greco & Vanoli, 2006).

2.9 VALIDAÇÃO EXPERIMENTAL DE CORRELAÇÕES EM FLUXO BIFÁSICO

A validação experimental de correlações para cálculo da perda de carga em fluxo bifásico é essencial para assegurar a precisão e aplicabilidade das fórmulas teóricas desenvolvidas. Para

alcançar uma validação robusta, é necessário comparar as correlações com dados experimentais obtidos em condições controladas e representativas dos cenários reais.

Metodologias comuns para validação experimental incluem a realização de testes em laboratórios com equipamentos específicos, como tubos de fluxo bifásico, que permitem medir diretamente a perda de carga e outras variáveis relevantes. Estes testes são projetados para abranger uma ampla gama de condições operacionais, incluindo diferentes combinações de pressão, vazão e características dos fluidos (Mishima & Hibiki, 1996; Wang et al., 1997).

As correlações teóricas são então comparadas com os dados experimentais para avaliar sua precisão. Medidas de desempenho como o Desvio Relativo Absoluto Médio (MARD) e o Desvio Relativo Médio (MRD) são frequentemente utilizadas para quantificar a discrepância entre as previsões teóricas e os resultados reais (Garcia et al., 2017). Correlações que apresentam baixos valores de MARD e MRD são consideradas mais precisas e confiáveis para a previsão da perda de carga em diferentes padrões de fluxo bifásico.

Recentemente, estudos têm se concentrado em aprimorar as metodologias de validação, incluindo o uso de técnicas avançadas como a análise estatística e métodos de otimização para melhorar a precisão das previsões. A integração dessas técnicas com correlações existentes pode oferecer melhores insights e ajustes nas fórmulas teóricas, proporcionando uma base mais sólida para o projeto e a operação de sistemas de fluxo bifásico (Sun & Mishima, 2009; Xu & Fang, 2012).

Assim, a validação experimental não só confirma a eficácia das correlações em condições reais, mas também contribui para o refinamento contínuo das teorias e modelos usados na engenharia de processos e sistemas.

2.10 FILTRO DE KALMAN

Segundo Jwo e Biswal (2023), o Filtro de Kalman é um algoritmo utilizado para otimizar medições com o objetivo de estimar, mais precisamente, o estado de um sistema que apresenta ruídos e incertezas. Criado e publicado por Rudolph Emil Kalman, o trabalho se tornou um famoso artigo que descrevia um processo recursivo para solucionar problemas lineares filtrando os dados medidos e resultando em respostas mais assertivas.

Criado por volta de 1960, o desenvolvimento do filtro foi incentivado pela Guerra Fria. Havia uma constante corrida espacial fazendo com que o método ganhasse relevância, visto que estimar, com a maior precisão possível, a localização e a velocidade de naves espaciais e

satélites eram uma necessidade. Devido a sua grande relevância, até nos dias atuais, o FK é considerado o principal trabalho científico sobre estimação de dados, sendo um dos componentes principais para o setor aeroespacial (Grewal e Andrews, 2014).

Mesmo que se considere os grandes avanços alcançados para realizar medições, ainda existem circunstâncias que apresentam incertezas consideráveis: seja para medir a temperatura na ponta de uma ferramenta durante a usinagem, ou no centro de um alto forno ou até mesmo a temperatura que o propulsor de um foguete alcança. Visando obter tais valores de forma mais precisa, o FK é utilizado para minimizar o erro e aumentar a exatidão.

Como exemplo prático da atuação do FK no cotidiano de grande parte das pessoas, tem-se a utilização do dispositivo de GPS (Global Positioning System). Durante o uso de um aplicativo de geolocalização, caso ocorra algum equívoco do motorista, o tempo que o GPS leva para identificar que a pessoa não seguiu a orientação e recalcular a rota corresponde ao ruído presente na medição da localização do veículo. Como forma de minimizar o impacto proveniente desses dados, o filtro atuará reduzindo os erros de localização e, conseqüentemente, o tempo de resposta diminuirá.

O procedimento do Filtro de Kalman (FK) segue uma sequência de etapas que podem ser divididas em três partes principais: inicialização, previsão e atualização. Essas etapas formam um ciclo contínuo de refinamento, onde o estado do sistema é ajustado com base em novas medições.

Na etapa de inicialização, são definidas as condições iniciais do sistema, como a estimativa inicial do estado e a matriz de covariância de incerteza associada a essa estimativa. Este ponto de partida é essencial para garantir que o filtro tenha informações suficientes para iniciar as iterações subsequentes.

A etapa de previsão do Filtro de Kalman antecipa o estado futuro do sistema e a incerteza associada, com base no modelo matemático do processo dinâmico (Welch & Bishop, 2006). Essa etapa é composta pelo cálculo da projeção do estado futuro Eq. (13).

$$\hat{x}_k^- = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k \quad (13)$$

Essa equação utiliza o modelo matemático do sistema e fornece uma previsão inicial do estado, em que $[\hat{x}_k^-]$ é a previsão do estado, $[\hat{x}_{k-1}]$ é a previsão do estado anterior, $[A]$ é a matriz de transição de estado, $[B]$ é a matriz de controle, $[u_k]$ é o vetor de entrada de controle.

A etapa de atualização é responsável por corrigir a previsão inicial do estado do sistema, incorporando as informações da medição recém-obtida. Esse processo visa melhorar a precisão da estimativa ao equilibrar a confiança nos valores previstos com a incerteza associada às medições. Durante essa etapa, o Ganho de Kalman (K_k) desempenha um papel central ao determinar o peso que a nova medição terá na correção da estimativa atual. Essa fórmula balanceia a confiança na estimativa anterior com a incerteza associada à medição atual. O Ganho de Kalman, expresso pela Eq. (14), ajusta a estimativa com base na relação entre a incerteza da previsão (P_k^-) e a incerteza da medição $[R]$ (Simon, 2006; Welch & Bishop, 2006).

$$K_k = \frac{P_k^- H^T}{H P_k^- H^T + R} \quad (14)$$

em que $[H]$ é a matriz de observação, que relaciona o estado do sistema ao espaço de medição, e $[R]$ representa a variância do ruído nas medições.

A etapa seguinte no ciclo do FK é o ajuste da estimativa atual com base no Ganho de Kalman Eq. (14). Ela refere-se ao momento em que a estimativa anterior, é ajustada para incorporar informações da nova medição Eq. (15).

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-) \quad (15)$$

em que $[\hat{x}_k^-]$ é a previsão do estado, $[z_k]$ é o valor da medição atual e $[H\hat{x}_k^-]$ é a projeção da estimativa no espaço de medições, ou seja, como a estimativa anterior corresponde ao valor previsto de medição. O termo $[z_k - H\hat{x}_k^-]$ é chamado de resíduo, e mede o desvio entre a medição e a previsão anterior. Este termo é essencial para a correção do estado, pois ajusta a estimativa com base no erro observado na medição. Assim, o Filtro de Kalman reduz a incerteza gradualmente a cada iteração, fornecendo estimativas mais precisas conforme novas medições são incorporadas.

Após atualizar a estimativa do estado, é crucial atualizar a incerteza dessa nova estimativa para refletir as correções aplicadas, de acordo com a Eq. (16).

$$P_k = (I - K_k H) P_k^- \quad (16)$$

Essa equação essencialmente diminui a incerteza inicial $[P_k^-]$ após a correção, indicando que, após a inclusão da nova medição, a confiança na estimativa do estado aumentou. A matriz $[P_k]$

representa a covariância da estimativa corrigida, mostrando como a incerteza evolui com o tempo (Simon, 2006; Bierling, 2012).

Antes da atualização com uma nova medição, o FK prevê a incerteza da próxima estimativa Eq. (17). Essa etapa antecipa a evolução do sistema, prevendo como a incerteza da estimativa crescerá antes de receber novas medições.

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q_k \quad (17)$$

Em que $[P_k^-]$ é a covariância da previsão do erro, $[P_{k-1}]$ é a covariância da estimativa no instante anterior e Q é a covariância do ruído do processo. A inclusão de $[Q]$ garante que o filtro considere a incerteza introduzida por fatores não modelados no sistema (Simon, 2006; Welch & Bishop, 2006).

Essas etapas representam o ciclo de correção e previsão do Filtro de Kalman. Ao receber continuamente novas medições e ajustar as estimativas, o filtro fornece uma ferramenta poderosa para a estimação de estados em sistemas dinâmicos. Seu uso tem grande potencial para refinar estimativas previamente obtidas por meio de correlações, reduzindo incertezas e melhorando a precisão dos resultados. A Figura 2.12 apresenta um fluxograma esquemático representando o ciclo das etapas descritas anteriormente.

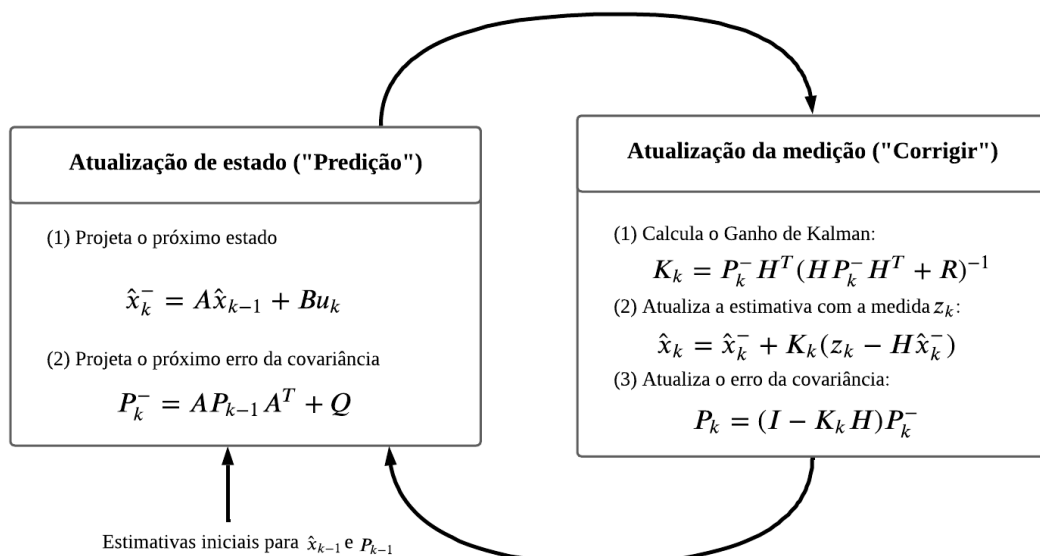


Figura 2.12 – Fluxograma do funcionamento do Filtro de Kalman (Adaptado de Welch & Bishop, 2006).

Portanto, o FK é um método de extrema importância e relevância, que ameniza incertezas e erros e disponibiliza dados mais precisos. Vale pôr em evidência que o FK pode ser utilizado para uma ou mais dimensões, a depender da quantidade de incógnitas que se deseja estimar e a maneira como será inserido os dados no algoritmo.

2.11 CONCLUSÕES E COMENTÁRIOS FINAIS

Os modelos existentes para a estimativa da perda de carga em fluxos bifásicos apresentam uma série de limitações que devem ser consideradas ao aplicar suas previsões em sistemas reais. As correlações clássicas, como as propostas por Cicchitti et al. (1960) e Fang et al. (2011), fornecem uma base sólida, mas frequentemente apresentam desvios quando comparadas com dados experimentais, especialmente em cenários com fluidos zeotrópicos e diferentes padrões de escoamento (Zhang et al., 2019).

Uma das principais limitações está na aplicação dos modelos a diferentes geometrias de tubos e condições operacionais. A maioria das correlações foi desenvolvida com base em experimentos realizados em tubos de diâmetro constante e em condições limitadas de pressão e temperatura, o que restringe a sua aplicabilidade em configurações mais complexas (Garicano et al., 2020). Além disso, a influência de variáveis como a velocidade mássica e a pressão de saturação nem sempre é adequadamente capturada pelos modelos, resultando em erros nas previsões de queda de pressão (Souza et al., 2022).

Outro aspecto limitante dos modelos atuais é a dificuldade em representar adequadamente o comportamento de fluidos multifásicos com diferentes proporções de líquido e vapor, o que é muito relevante em sistemas de refrigeração e aquecimento. A transição entre diferentes padrões de escoamento (estratificado, anular, bolhas, etc.) e seus efeitos na queda de pressão é uma área onde muitos modelos não conseguem fornecer precisão adequada, especialmente em condições transientes (Ahmad et al., 2021).

Em termos de perspectivas futuras, a utilização de técnicas avançadas, como o uso de redes neurais artificiais, tem mostrado potencial para superar essas limitações. Abordagens baseadas em aprendizado de máquina oferecem a possibilidade de construir modelos preditivos que se adaptam melhor a uma ampla gama de condições operacionais, com base em grandes volumes de dados experimentais e simulados (Morales et al., 2022). O desenvolvimento de modelos híbridos promete aumentar a precisão e a robustez das previsões de queda de pressão em

sistemas bifásicos complexos. A integração dessas novas abordagens com tecnologias de monitoramento em tempo real pode representar um avanço no projeto e na operação de sistemas de refrigeração, aquecimento e outras aplicações industriais que envolvam fluxos bifásicos (Wang et al., 2023).

Embora os modelos atuais sejam amplamente utilizados, suas limitações indicam a necessidade de avanços que incorporem técnicas modernas de processamento de dados e otimização para fornecer previsões mais confiáveis e abrangentes. Por outro lado, apesar de muitas das correlações atuais apresentarem erros nas estimativas de perda de pressão, essas expressões normalmente são desenvolvidas a partir de dados experimentais. Desta forma, existe relação estatística entre os dados experimentais e as estimativas produzidas por estas correlações. Uma abordagem que poderia ser utilizada para aprimorar a precisão das estimativas de queda de pressão consiste na utilização de técnicas de estimativa ideais, como o Filtro de Kalman (FK). O FK uma técnica já consolidada e bastante utilizada em diversos campos, e pode ser adaptada para melhorar a estimativa da queda de pressão. A aplicação do FK neste contexto representa uma abordagem ainda não explorada que pode contribuir para melhorar a estimativa de correlações empíricas.

3 METODOLOGIA

3.1 INTRODUÇÃO

A metodologia apresentada neste capítulo detalha os procedimentos adotados para implementar e avaliar o uso do Filtro de Kalman na melhoria das estimativas de perda de carga em escoamentos bifásicos. Inicialmente, são explorados os princípios do Filtro de Kalman unidimensional, com ênfase em sua aplicação nesse contexto. Em seguida, são descritas as etapas de inicialização do filtro, incluindo a formulação das equações para estimar o estado inicial e determinar os parâmetros ideais, como erro de medição e ruído do processo. Por fim, é apresentada a aplicação prática da metodologia criada utilizando o filtro para cálculo da perda de carga, com comparações em relação às correlações tradicionais.

3.1.1 FILTRO DE KALMAN UNIDIMENSIONAL

De acordo com Welch e Bishop (2006) o Filtro de Kalman utiliza métodos estatísticos, como a teoria dos mínimos quadrados e a teoria da estimação estatística, para combinar previsões do modelo do sistema com medições reais, produzindo estimativas mais precisas do estado atual do sistema. Essa abordagem permite que o filtro ajuste continuamente suas estimativas com base em novos dados, resultando em previsões mais assertivas. Em sua forma básica, o Filtro de Kalman (FK) em uma dimensão assume um sistema linear e estacionário, composto por um modelo de estado e um modelo de medição. O modelo de estado descreve como o estado do sistema evolui, enquanto o modelo de medição relaciona o verdadeiro estado às medições observadas. O termo “Filtro de Kalman” geralmente refere-se a uma abordagem geral, enquanto o “Filtro de Kalman unidimensional” (ou 1D) é uma aplicação específica dessa abordagem em sistemas com apenas uma variável de interesse.

O Filtro de Kalman utiliza três etapas principais: a etapa de inicialização, a etapa de previsão e a etapa de atualização. Durante a etapa de inicialização, os dados são utilizados para iniciar as iterações do FK. Uma estimativa deve ser feita do valor a ser alcançado e sua incerteza (Eq. (18) e Eq. (19)). Não há necessidade de ser assertivo quanto aos dados, pois o filtro convergirá para o valor mais próximo do real já nas primeiras iterações, corrigindo a estimativa inicial.

A etapa de inicialização é particularmente importante, pois define as bases para a execução subsequente do algoritmo. Nesse estágio, é necessário definir o estado inicial do sistema, representado pela estimativa inicial da variável que se deseja prever, além de atribuir uma incerteza à estimativa, representada por uma variância inicial. A Eq. (18) estabelece a primeira

aproximação para a perda de carga estimada, enquanto a Eq. (19) define a incerteza associada a essa estimativa inicial. Esta incerteza é geralmente expressa pelo valor da variância $[\sigma^2]$, que reflete o quão confiante se está na estimativa inicial.

$$\hat{x}_{0,0} = \text{Estimativa inicial da perda de carga} \quad (18)$$

$$p_{0,0} = \sigma^2 \quad (19)$$

onde $[p_{0,0}]$ é a variância da estimativa inicial e $[\sigma]$ é a incerteza esperada da estimativa inicial. Na etapa de previsão, o filtro utiliza o modelo de estado para estimar o estado futuro com base no estado atual conhecido. Esta estimativa é acompanhada por uma incerteza associada, representada pela matriz de covariância do erro de previsão. Uma previsão do próximo estado é inserida com base nos dados iniciais, conforme demonstrado nas Equações (20) e (21). A previsão da variância ocorre a partir da adição da variância do ruído do processo, que seria a incerteza do processo, denominada pela letra $[q]$.

A Eq. (20) representa a previsão do próximo valor do estado, baseada na estimativa anterior. Essa previsão é feita utilizando o modelo de evolução do sistema e é uma etapa crucial, pois define a direção e magnitude do ajuste que será realizado nas próximas iterações. A equação (21) descreve como a incerteza da previsão anterior $[p_{n,n-1}]$, aumenta ao somar a variância do ruído do processo $[q]$, que reflete as incertezas inerentes ao próprio sistema e às limitações do modelo.

Na prática, $[q]$ pode ser ajustado dependendo da natureza do sistema que está sendo modelado. Se o sistema for altamente dinâmico e sujeito a variações imprevisíveis, $[q]$ deve ser aumentado para refletir a maior incerteza associada ao processo. Em sistemas mais estáveis, $[q]$ pode ser menor, indicando maior confiança no modelo de estado.

A etapa de previsão, portanto, serve como uma preparação para a atualização subsequente, quando os dados reais serão comparados à previsão feita pelo filtro. Com o passar do tempo, o filtro ajusta essas previsões de modo que a incerteza diminua, convergindo para uma estimativa mais precisa do estado verdadeiro do sistema.

$$\hat{x}_{n,n-1} = \text{Previsão do valor anterior} \quad (20)$$

$$p_{n,n-1} = p_{0,0} + q \quad (21)$$

onde $[p_{n,n-1}]$ também pode ser referido como um erro de estimativa anterior. Na etapa de atualização, o filtro combina a estimativa prevista com a medição mais recente do sistema para obter uma estimativa final do estado atual. A combinação é realizada considerando as incertezas tanto da estimativa prevista quanto da medição, resultando em uma estimativa mais precisa. Primeiro, a incerteza da medição deve ser determinada. Para isso, basta usar a incerteza do instrumento utilizado para fazer a medição, conforme expresso na Eq. (22).

A incerteza da medição, representada por $[me]$, reflete a variabilidade esperada nas medições realizadas pelo instrumento, e $[\sigma_m^2]$ é o desvio-padrão que quantifica essa incerteza. Essa etapa é fundamental, pois a qualidade dos dados de medição influencia diretamente na precisão das estimativas finais geradas pelo filtro.

Uma vez determinada a incerteza da medição, o Filtro de Kalman é capaz de ajustar o peso relativo dado à medição atual em comparação à previsão feita com base no modelo. Se a incerteza da medição for alta, o filtro confiará mais nas previsões do modelo, se for baixa, o filtro dará mais peso às medições. Esse balanceamento é controlado pelo Ganho de Kalman (GK), que será calculado em seguida.

$$me = \sigma_m^2 \quad (22)$$

onde $[me]$ é o erro de medição e $[\sigma_m]$ é a incerteza do instrumento. O próximo passo é o cálculo do Ganho de Kalman. O Ganho de Kalman (GK) desempenha um papel crucial no Filtro de Kalman unidimensional, sendo responsável por atribuir pesos relativos aos erros de estimativa e medição. Em cada iteração do filtro, o cálculo do GK é realizado, considerando a previsão de variância anterior e o erro de medição. O GK pode ser definido como um coeficiente que determina a importância relativa entre a estimativa e a medição. Dessa forma, permite ponderar quão próximos os valores estimados pelo filtro devem estar dos valores medidos correspondentes. O GK determina a importância relativa entre a estimativa e a medição, resultando em um peso maior para a incerteza de um valor menor. Consequentemente, os valores estimados pelo filtro tenderão a se aproximar dos valores medidos correspondentes. Assim, o GK é calculado em cada iteração, utilizando a previsão de variância anterior e o erro da medição expresso na Eq. (23).

O Ganho de Kalman é um fator dinâmico, ou seja, ele muda a cada iteração do filtro, refletindo a variabilidade das medições e a confiança na estimativa anterior. Um valor de $[K_n]$ próximo de 1 atribui um peso maior nos dados obtidos através da medição, enquanto um valor próximo

de 0 significa que o filtro dá mais peso à estimativa do modelo. Essa variação permite que o FK se ajuste a diferentes condições de operação, adaptando-se tanto a sistemas com medições de alta precisão quanto àqueles com medições mais ruidosas.

A flexibilidade do Ganho de Kalman é o que torna o filtro robusto em cenários onde há incerteza nas medições ou no modelo do sistema. Além disso, o valor de $[K_n]$ também influencia diretamente a rapidez com que o filtro convergirá para o valor correto do estado estimado, sendo um fator determinante para a velocidade e estabilidade da convergência das estimativas ao longo do tempo.

$$K_n = \frac{p_{n,n-1}}{p_{n,n-1} + me} \quad (23)$$

No processo de atualização do filtro, o Ganho de Kalman tem um impacto significativo na precisão das estimativas. Ao ajustar os pesos relativos, o filtro tende a se ajustar mais de perto aos valores medidos, proporcionando estimativas mais precisas. Em cenários práticos, ajustes podem ser feitos no Ganho de Kalman para adaptar o filtro às características específicas do sistema ou ao ruído presente. Além disso, a seleção adequada da matriz de covariância do ruído de medição é essencial para garantir o desempenho adequado do filtro. A precisão dessa matriz impacta diretamente na confiança nas medições e, consequentemente, no comportamento do Ganho de Kalman. Um valor muito alto para a covariância do ruído pode levar o filtro a confiar excessivamente nas previsões do modelo, enquanto um valor muito baixo pode resultar em uma dependência excessiva das medições, mesmo que elas estejam ruidosas.

De posse do Ganho de Kalman, a atualização do estado é realizada. A estimativa previamente obtida e o valor da medição são utilizados, conforme representado pela Equação (24). Esta equação é a etapa crucial do processo de atualização, onde o estado estimado do sistema é ajustado levando em consideração tanto o valor previsto quanto a medição mais recente. A diferença entre a medição atual $[z_n]$ e a estimativa anterior $[\hat{x}_{n,n-1}]$ é conhecida como resíduo de medição, e reflete o erro entre o valor previsto e o medido. O Ganho de Kalman pondera essa diferença para ajustar a estimativa final do estado. Essa correção é acumulada a cada iteração do filtro, permitindo que o sistema se aproxime gradualmente do valor verdadeiro, mesmo em condições de incerteza. Assim, o Filtro de Kalman se torna uma poderosa ferramenta para estimativas em tempo real, onde as medições contínuas ajustam constantemente o estado do sistema.

$$\hat{x}_{n,n} = \hat{x}_{n,n-1} + K_n(z_n - \hat{x}_{n,n-1}) \quad (24)$$

onde $[\hat{x}_{n,n}]$ é a estimativa atual, $[z_n]$ é o valor da medição e $[\hat{x}_{n,n-1}]$ é a estimativa do estado anterior. Para a primeira iteração, $[\hat{x}_{1,0}]$ é igual ao valor $[\hat{x}_{0,0}]$ (dados de inicialização). Essa relação inicial é crucial para definir o ponto de partida do processo de estimação, mas como o filtro se ajusta rapidamente aos dados observados, pequenas imprecisões na estimativa inicial são corrigidas nas iterações subsequentes.

Finalmente, é necessário atualizar a incerteza da estimativa atual, representada por $[p_{n,n}]$, para que ela sirva de base nas próximas iterações, conforme indicado pela Equação (25). Essa incerteza é diretamente afetada pelo Ganho de Kalman, pois à medida que o filtro incorpora novas medições, a confiança na estimativa tende a aumentar, resultando em uma diminuição gradual da incerteza. Assim, o filtro se torna cada vez mais preciso à medida que o número de iterações cresce, levando a um refinamento contínuo das estimativas.

$$p_{n,n} = (1 - K_n)p_{n,n-1} \quad (25)$$

Para iniciar uma nova iteração, a previsão deve ocorrer novamente, onde os valores iniciais para calcular as próximas estimativas receberão os dados calculados durante a iteração anterior, conforme expresso nas Equações (26) e (27).

$$\hat{x}_{n+1,n} = \hat{x}_{n,n} \quad (26)$$

$$p_{n+1,n} = p_{n,n} + q \quad (27)$$

A Eq. (27), que descreve a atualização da incerteza da estimativa, é comumente referida como o "Erro de Previsão de Estimativa", pois reflete a expectativa de quão incerta será a próxima estimativa, considerando o ruído do processo $[q]$. A inclusão desse termo permite que o filtro acomode tanto a incerteza inerente ao sistema quanto o erro potencial nas previsões futuras. A importância da correta definição de $[q]$ não pode ser subestimada, uma vez que valores inadequados podem comprometer a capacidade do filtro de acompanhar a dinâmica do sistema.

Basta repetir o mesmo processo a partir do Ganho de Kalman, agora utilizando os valores atualizados pelas Equações (26) e (27). Em cada iteração, o ciclo se repete, combinando previsões do modelo e medições reais, resultando em uma melhoria contínua na precisão das estimativas do estado do sistema. Esse processo iterativo permite que o Filtro de Kalman se ajuste de maneira robusta e eficiente, mesmo em ambientes de incerteza ou ruído significativo.

3.2 INICIALIZAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN

Para que o Filtro de Kalman encontre valores mais assertivos independentemente da influência dos parâmetros mencionados no tópico 2.7, foram feitas considerações e definidas equações neste trabalho que serão utilizadas ao longo do cálculo do filtro unidimensional. As equações foram desenvolvidas com base em dados experimentais e de acordo com a influência que a velocidade mássica $[G]$, o diâmetro interno $[D]$ e a pressão de saturação $[P_{sat}]$ têm sobre a perda de carga. Sabe-se que os valores do erro de medição (Eq. (22)) e da variância do ruído do processo (Eq. (30) e Eq. (31)) são os fatores que mais influenciam o comportamento do Filtro de Kalman. Além disso, foi definido um valor fixo para a incerteza da estimativa $[\sigma]$, já que este parâmetro não tem muita influência nos resultados, e nas primeiras iterações o Filtro de Kalman já ajusta esta variável.

Durante o escoamento bifásico do fluido R407C, vários tipos de fluxo podem ocorrer. Parâmetros como diâmetro interno, velocidade mássica e pressão de saturação influenciam o fluxo e modificam os valores da perda de carga. Garcia et al. (2017a) discutiram como esses parâmetros podem modificar a perda de carga. Ao reduzir o diâmetro interno, ocorre um aumento na perda de carga. A diminuição da seção transversal causa um aumento na velocidade do fluido, aumentando o atrito entre o refrigerante e o tubo e, conseqüentemente, aumentando a perda de carga. À medida que a velocidade mássica aumenta, há um aumento na perda de carga. Isso também se deve ao aumento do atrito do fluido com o tubo.

À medida que a pressão de saturação aumenta, há uma diminuição na perda de carga, e à medida que a pressão diminui, ocorre um aumento na viscosidade do fluido e uma diminuição na densidade média da fase vapor-líquido bifásica, causando um aumento na velocidade do refrigerante. Portanto, há um aumento na temperatura do fluido causado pela dissipação viscosa, amplificando a perda de carga (Kandlikar, 1990).

A partir dessa análise, pode-se observar que os parâmetros diâmetro interno $[D]$, velocidade mássica $[G]$ e pressão de saturação $[P_{sat}]$ têm uma influência importante na perda de carga.

3.2.1 A ESTIMATIVA DO ERRO DE MEDIÇÃO E O RUÍDO DO PROCESSO

A incerteza do instrumento $[\sigma_m]$ encontrada na Eq. (17) não varia na mesma proporção necessária para que o Filtro de Kalman estime valores corretos. Isso ocorre porque a incerteza não é constante ao longo do tubo devido à existência de duas fases durante a evaporação e aos

diferentes padrões de escoamento que podem ocorrer e mudar em cada estágio. A diferença nas velocidades e a geometria das fases também têm uma influência significativa na perda de carga e servem como base essencial para a caracterização do escoamento bifásico (SILVA, 2006). Portanto, foi necessário determinar equações para o erro de medição $[me]$, utilizando os parâmetros discutidos anteriormente $[G, D \text{ e } P_{sat}]$ e como eles influenciam a perda de carga do fluido bifásico.

Para desenvolver a relação que descreve o erro de medição, foram realizados cálculos de perda de carga em sete casos distintos. Os dados experimentais necessários foram obtidos a partir de trabalhos científicos publicados. As Tabelas 3.1 a 3.7 apresentam detalhadamente esses dados experimentais, os quais são fundamentais para a análise do comportamento da perda de carga em diferentes condições de escoamento.

Tabela 3.1: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=8 \text{ mm}$, $G=273 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{sat}=1200 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,03503	306,3	Aprea et al. (2008)
0,05532	322,9	
0,06688	322,9	
0,1997	472,5	
0,2053	507,7	
0,3036	660	
0,4344	857,6	
0,5636	1186	
0,7213	1480	

Tabela 3.2: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=8$ mm,
 $G=273 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1090 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,04826	380,4	Aprea et al. (2008)
0,05111	397,4	
0,1103	489,4	
0,1902	627,2	
0,296	822	
0,4084	1054	
0,5367	1385	
0,5564	1381	
0,7128	1660	

Tabela 3.3: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=6$ mm,
 $G=500 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1030 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,092	420	Aprea et al. (2008)
0,187	950	
0,28	2400	
0,41	3900	
0,46	4600	
0,52	5200	

Tabela 3.4: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=4,5$ mm,
 $G=273 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,00239	254,7	Greco e Vanoli (2006)
0,08406	432,3	
0,1378	623,9	
0,2025	817,7	
0,3052	1132	
0,403	1438	
0,519	1872	
0,6291	2339	
0,8423	3243	
0,9718	3331	

Tabela 3.5: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=4,5$ mm,
 $G=460 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,04141	714,6	Greco e Vanoli (2006)
0,2054	1738	
0,4261	3866	
0,5648	4784	
0,6987	6327	
0,8487	7327	
0,9843	6788	

Tabela 3.6: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=1,289$ mm, $G=450 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,21	4000	Zhang et al. (2012)
0,32	7000	
0,44	9000	
0,605	11000	
0,81	13500	
0,99	14100	

Tabela 3.7: Dados experimentais da perda de carga em função do título para $D=1,088$ mm, $G=450 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200 \text{ kPa}$.

Título [-]	Perda de carga [Pa/m]	Fonte dos dados experimentais
0,192	4700	Zhang et al. (2012)
0,28	6000	
0,4	9000	
0,57	12250	
0,65	14300	
0,79	16300	
0,95	17200	

Após obter os dados experimentais, eles foram separados em dois grupos para uma posterior avaliação, que seriam os tubos (diâmetros maiores que 1,5 mm) e os mini-tubos (diâmetros menores ou iguais a 1,5 mm).

Para tubos com diâmetros superiores a 1,5 mm, foram utilizados cinco conjuntos de dados experimentais distintos:

- a. $D = 8 \text{ mm}$, $G = 273 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1200 \text{ kPa}$ (Aprea et al., 2008);
- b. $D = 8 \text{ mm}$, $G = 273 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1090 \text{ kPa}$ (Aprea et al., 2008);
- c. $D = 6 \text{ mm}$, $G = 500 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1030 \text{ kPa}$ (Aprea et al., 2008);
- d. $D = 4,5 \text{ mm}$, $G = 273 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1200 \text{ kPa}$ (Greco e Vanoli, 2006);
- e. $D = 4,5 \text{ mm}$, $G = 460 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1200 \text{ kPa}$ (Greco e Vanoli, 2006).

Para tubos com diâmetros menores do que 1,5 mm, dois conjuntos de dados experimentais foram utilizados:

- a. $D = 1,289 \text{ mm}$, $G = 450 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1200 \text{ kPa}$ (Zhang et al., 2012);
- b. $D = 1,088 \text{ mm}$, $G = 450 \text{ kg} \cdot \text{m}^{-2} \text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1200 \text{ kPa}$ (Zhang et al., 2012).

Primeiro, foi determinado, através de tentativa e erro, os valores ótimos para o erro de medição $[me]$ e para a variância do ruído do processo $[q]$ em cada um dos sete casos, para que o filtro convergisse para os dados experimentais. Em seguida, foram desenvolvidas as equações para $[me]$, Eq. (28) e Eq. (29), e para $[q]$, Eq. (30) e Eq. (31), para que seus valores convergissem o mais próximo possível dos valores otimizados para todos os casos. As Figuras 3.1 a 3.7 os resultados obtidos utilizando o Filtro de Kalman empregando os valores ótimos para o erro de medição $[me]$ e a variância do ruído do processo $[q]$. A partir dos valores ideais obtidos para os sete casos para o erro de medição $[me]$ e considerando como o diâmetro interno $[D]$, a velocidade mássica $[G]$ e a pressão saturada $[P_{sat}]$ influenciam a perda de carga, foram desenvolvidas as Eq. (28) e Eq. (29).

$$me = \frac{(4G) + P_{sat}}{(0.5G)^{1.45} + (0.5P_{sat}) + (450D)^7 + (500D)^6} \text{ para } D > 1,5 \text{ mm} \quad (28)$$

$$me = 130 \frac{(4G) + P_{sat}}{(0.5G)^{1.45} + (0.5P_{sat}) + (450D)^7 + (500D)^6} \text{ para } D \leq 1,5 \text{ mm} \quad (29)$$

As equações obtidas para o ruído do processo $[q]$ estão expressas pelas Eq. (30) e Eq. (31).

$$q = 450 - \left(\frac{P_{sat}}{3}\right) \text{ para } D > 1,5 \text{ mm} \quad (30)$$

$$q = 0 \text{ para } D \leq 1,5 \text{ mm} \quad (31)$$

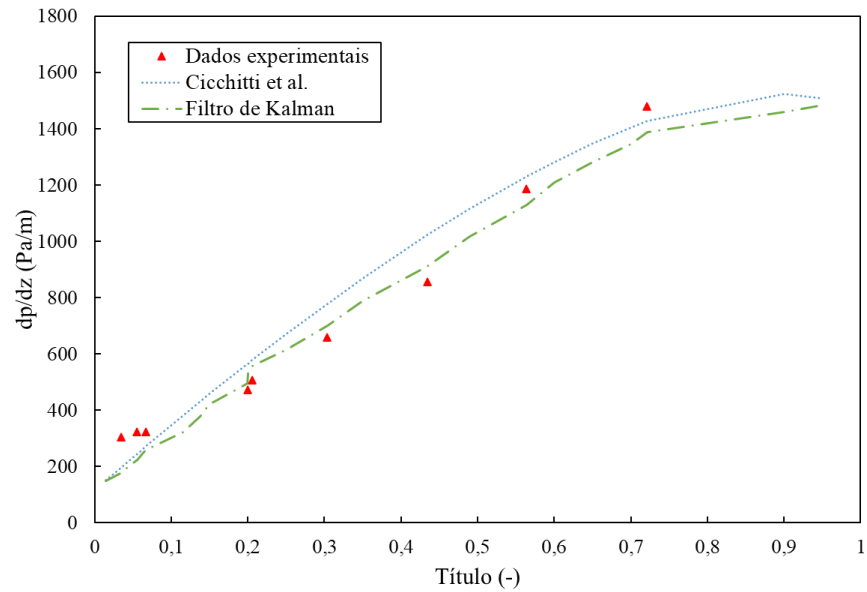


Figura 3.1 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=8$ mm, $G=273 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1200$ kPa.

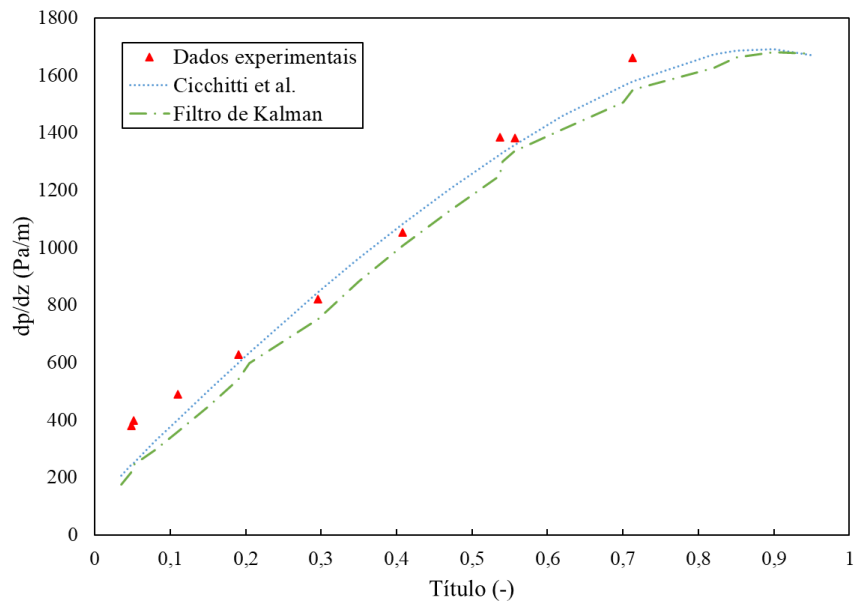


Figura 3.2 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=8$ mm, $G=273 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=1090$ kPa.

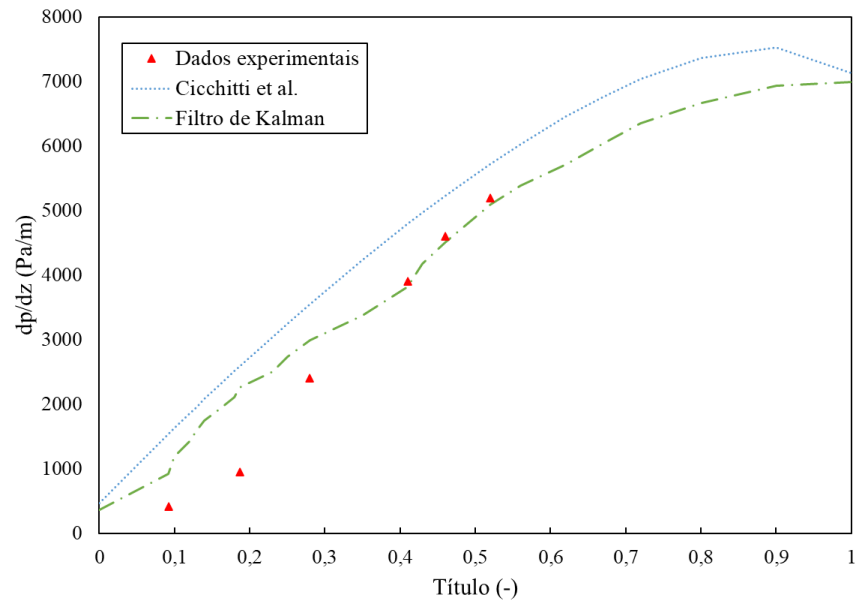


Figura 3.3 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=6$ mm, $G=500$ kg m⁻²s⁻¹, $P_{sat}=1030$ kPa.

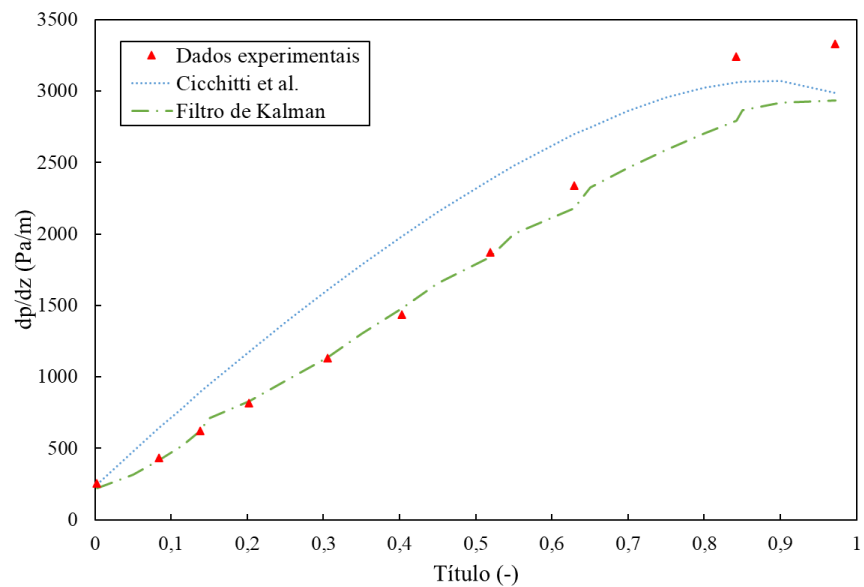


Figura 3.4 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=4,5$ mm, $G=273$ kg m⁻²s⁻¹, $P_{sat}=1200$ kPa.

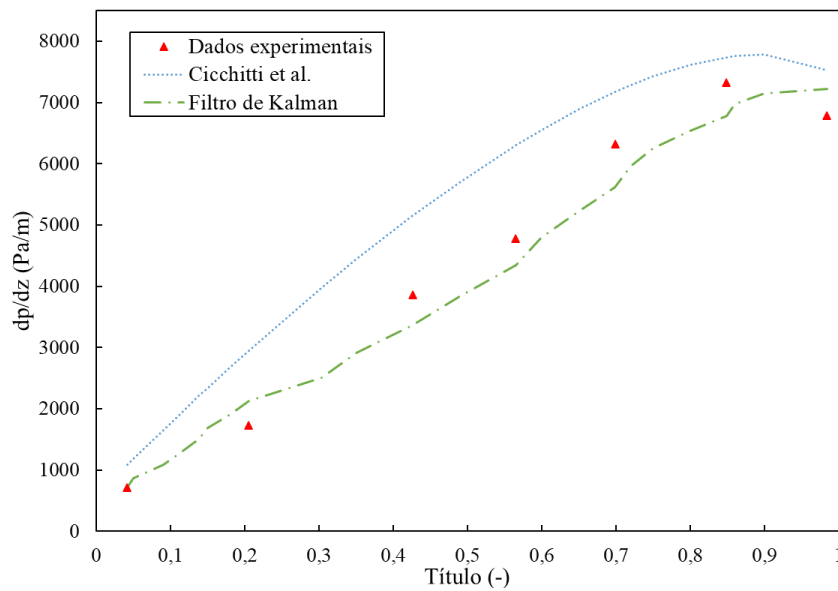


Figura 3.5 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=4,5$ mm, $G=460$ kg m⁻²s⁻¹, $P_{sat}=1200$ kPa.

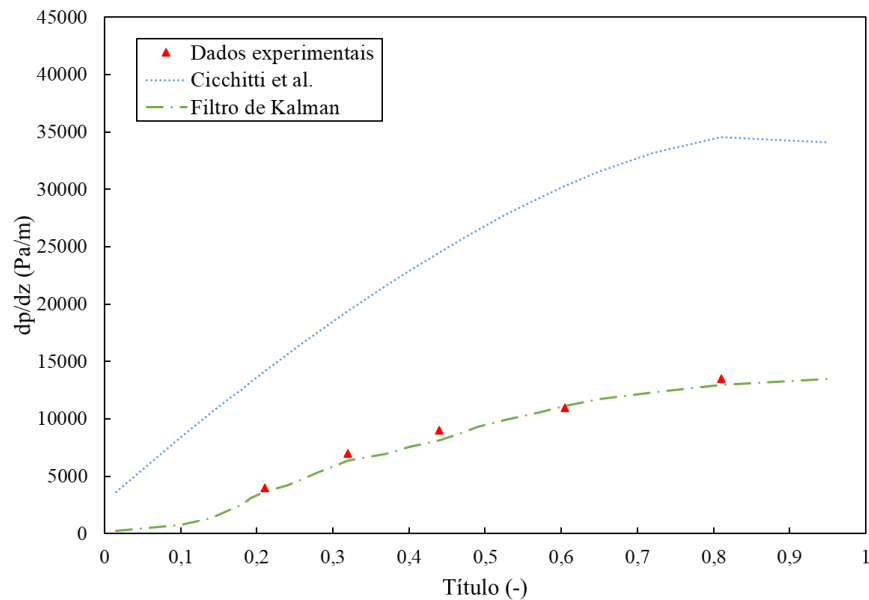


Figura 3.6 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=1,289$ mm, $G=450$ kg m⁻²s⁻¹, $P_{sat}=1200$ kPa.

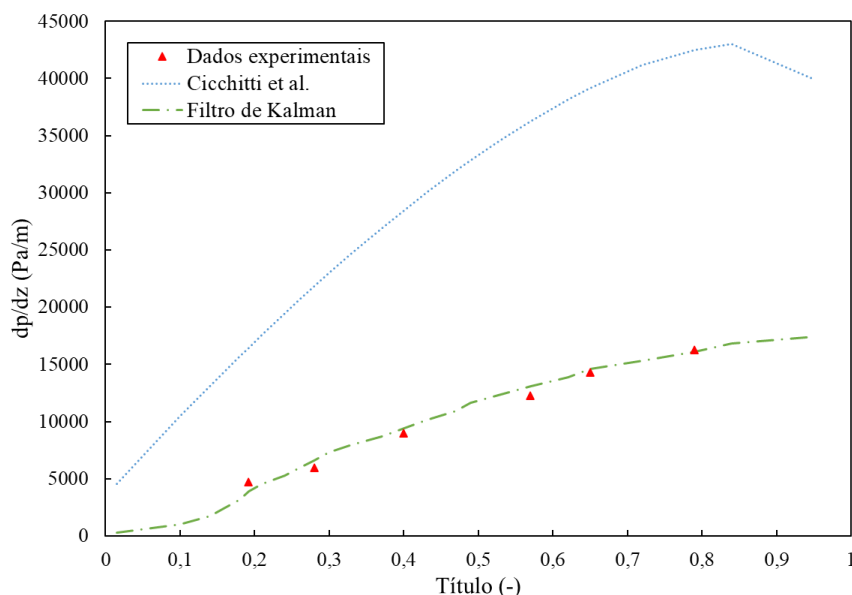


Figura 3.7 – Resultado obtido utilizando o Filtro de Kalman com os valores ótimos para o erro de medição [me] e a variância do ruído do processo [q] para estimar a perda de carga do R-407C com parâmetros $D=1,088$ mm, $G=450$ kg m⁻²s⁻¹, $P_{\text{sat}}=1200$ kPa.

Na Tabela 3.8, é apresentada uma síntese do erro de medição e da variância do ruído do processo obtidos durante a calibração do Filtro de Kalman, juntamente com o MARD (Desvio Absoluto Médio Relativo) observado na estimativa da perda de carga utilizando apenas a correlação de Cicchitti et al. (1960) e a combinação do Filtro de Kalman com a correlação. Também foram feitas considerações para os outros dados utilizados na etapa de inicialização e previsão para tornar o processo totalmente automatizado. Determinou-se que a Eq. (18), a estimativa inicial, e a Eq. (20), a previsão do próximo valor, têm valores nulos, pois, independentemente do número utilizado, o filtro rapidamente converge para valores mais corretos, tornando-os negligenciáveis. Por fim, o valor da incerteza da estimativa [σ] utilizado na Eq. (19) foi fixado em 100, já que esse valor produziu bons resultados em todas as simulações.

Tabela 3.8: Erro de medição e variância do ruído do processo para todos os casos obtidos durante a calibração do Filtro de Kalman.

Caso	me	q	Correlação MARD	FK MARD	Parâmetros	Fonte dos dados experimentais
1	48,76	50	16,00	21,32	D = 8 mm, G = 273 kg/m ² s, P _{sat} = 1200 kPa	Aprea et al. (2008)
2	48,95	86,67	20,90	24,13	D = 8 mm, G = 273 kg/m ² s, P _{sat} = 1090 kPa	Aprea et al. (2008)
3	425,58	106,67	34,71	24,89	D = 6 mm, G = 500 kg/m ² s, P _{sat} = 1030 kPa	Aprea et al. (2008)
4	317,47	50	19,48	7,37	D = 4,5 mm, G = 273 kg/m ² s, P _{sat} = 1200 kPa	Greco and Vanoli (2006)
5	540,28	50	21,65	7,48	D = 4,5 mm, G = 460 kg/m ² s, P _{sat} = 1200 kPa	Greco and Vanoli (2006)
6	114,9x10 ³	0	63,44	3,66	D = 1,289 mm, G = 450 kg/m ² s, P _{sat} = 1200 kPa	Zhang et al. (2012)
7	114,9x10 ³	0	66,20	9,36	D = 1,088 mm, G = 450 kg/m ² s, P _{sat} = 1200 kPa	Zhang et al. (2012)

3.2.2 CÁLCULO DA PERDA DE CARGA UTILIZANDO O FILTRO DE KALMAN

Para utilizar o Filtro de Kalman, foi primeiro necessário realizar o cálculo da queda de pressão utilizando as correlações de Cicchitti et al. (1960) e Fang et al. (2011). Para completar essa etapa, foi necessário fornecer os valores das variáveis de entrada sendo o diâmetro do tubo [D], a velocidade mássica [G] e a pressão de saturação [P_{sat}]. Com a pressão de saturação [P_{sat}], foi possível determinar a densidade [ρ] e a viscosidade [μ] de ambas as fases do fluido R-407C, utilizando a biblioteca CoolProp (CoolProp, 2021). Os cálculos da perda de carga foram realizados utilizando a Eq. (6), conforme detalhado nas Seções 2.4.2 e 2.6. Com os valores obtidos para a queda de pressão e utilizando as equações do Filtro de Kalman unidimensional (Eq. (18) até a Eq. (27)), foi possível estimar a queda de pressão. Todo o processo de cálculo está resumido no fluxograma apresentado na Figura 3.8.

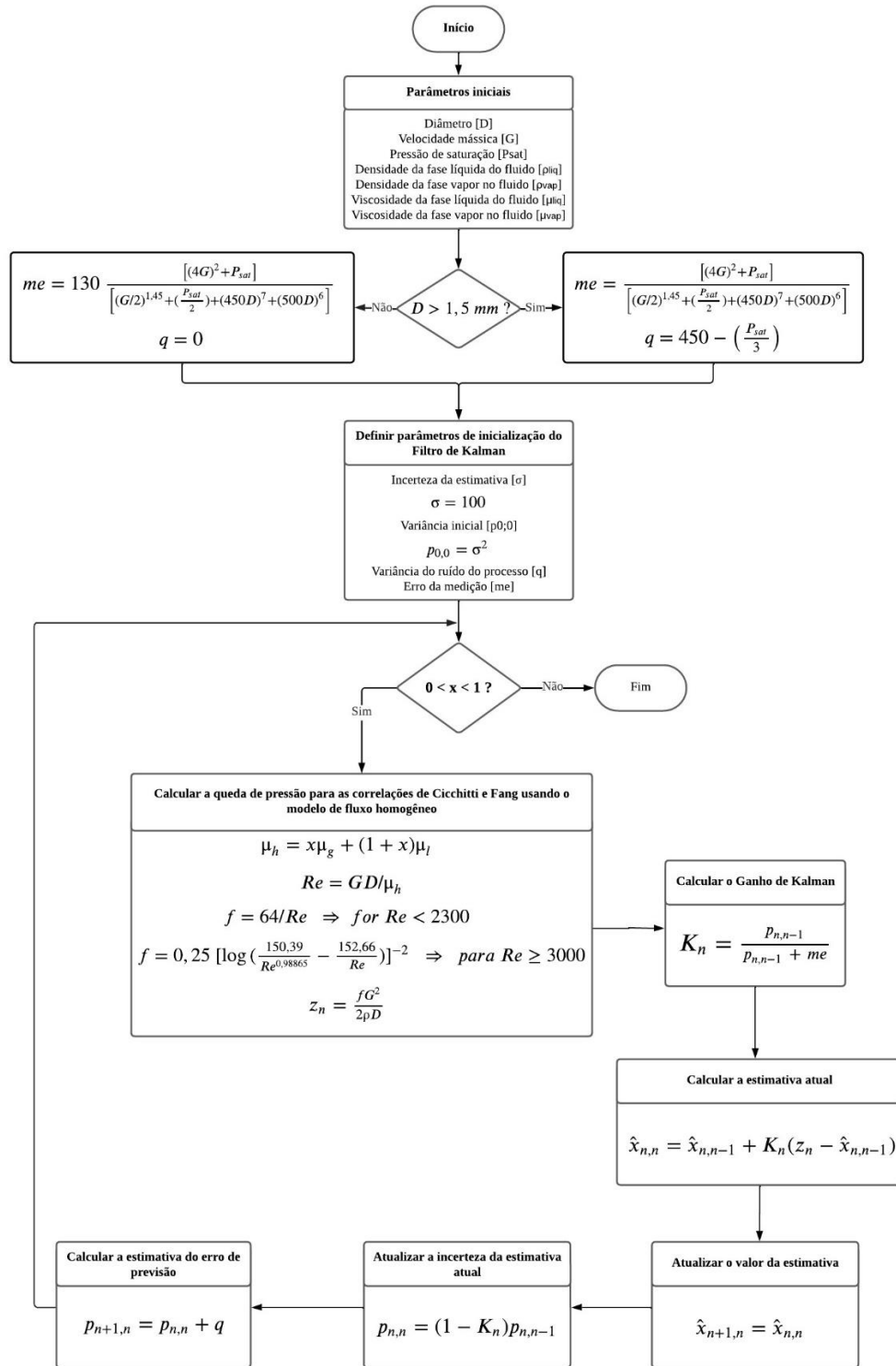


Figura 3.8. Fluxograma mostrando o processo de estimativa da perda de carga utilizando o Filtro de Kalman.

4 RESULTADOS

4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentados os principais resultados obtidos na estimativa da perda de carga em tubos. Foram comparados os resultados obtidos utilizando-se apenas a correlação de Cicchitti et al. (1960) e Fang et al. (2011) e a combinação dessas correlações com o filtro de Kalman. Os resultados obtidos foram comparados com resultados experimentais e o desvio observado foi avaliado nas duas situações. Para validar a metodologia proposta neste trabalho, todos os dados experimentais utilizados neste capítulo não foram usados previamente e não participaram do desenvolvimento das relações para estimar $[me]$ e $[q]$. Além disso, a metodologia desenvolvida pode ser aplicada tanto na etapa de criação do projeto, realizando previsões dos valores, quanto em sistemas operando em tempo real, contribuindo para maior precisão e eficiência no controle de processos.

4.2 PERDA DE CARGA EM TUBOS

Embora considerada uma das correlações superiores para estimativa de perda de carga, a correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) e Fang et al. (2011), empregando o modelo homogêneo, ainda apresenta imprecisões. Quanto mais os fatores que aumentam a perda de carga se alteram, menos assertivas são as correlações, exigindo correções cada vez maiores (Raghunathan, 2014). Isso ocorre porque o escoamento bifásico pode assumir vários modelos de escoamento e, em alguns casos, até mais de um no mesmo segmento de tubulação. Além disso, a dificuldade em obter dados experimentais sobre o escoamento dentro do tubo torna complexo o desenvolvimento de correlações que acompanhem essas variações. A introdução do Filtro de Kalman tem como objetivo mitigar esses desvios, ajustando dinamicamente as estimativas com base em medições reais e na previsão da incerteza. Dessa forma, o filtro não apenas corrige os erros, mas também permite um acompanhamento mais próximo das flutuações do escoamento, resultando em estimativas de perda de carga mais precisas e confiáveis ao longo do tempo.

Para validar a metodologia proposta, a perda de carga foi avaliada considerando-se tubos com diâmetros menores e maiores que 1,5mm. Os resultados obtidos utilizando-se apenas a correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) e Fang et al. (2011) e a combinação dessas com o filtro de Kalman foram comparados com resultados experimentais. Os desvios observados em

relação aos dados experimentais em cada abordagem foram utilizados para se avaliar a exatidão de cada um dos métodos utilizados.

4.3 PERDA DE CARGA EM TUBOS COM DIÂMETROS MAIORES QUE 1,5 MM

As Figuras 4.1 e 4.2 apresentam os resultados obtidos utilizando a correlação de Cicchitti et al. (1960) e os resultados alcançados com o Filtro de Kalman. Para tubos com diâmetros maiores que 1,5 mm, dois conjuntos de dados experimentais foram utilizados:

- $D = 8 \text{ mm}$, $G = 301 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 1200 \text{ kPa}$ (Greco and Vanoli, 2006);
- $D = 6 \text{ mm}$, $G = 1064 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{sat} = 600 \text{ kPa}$ (Greco and Vanoli, 2006).

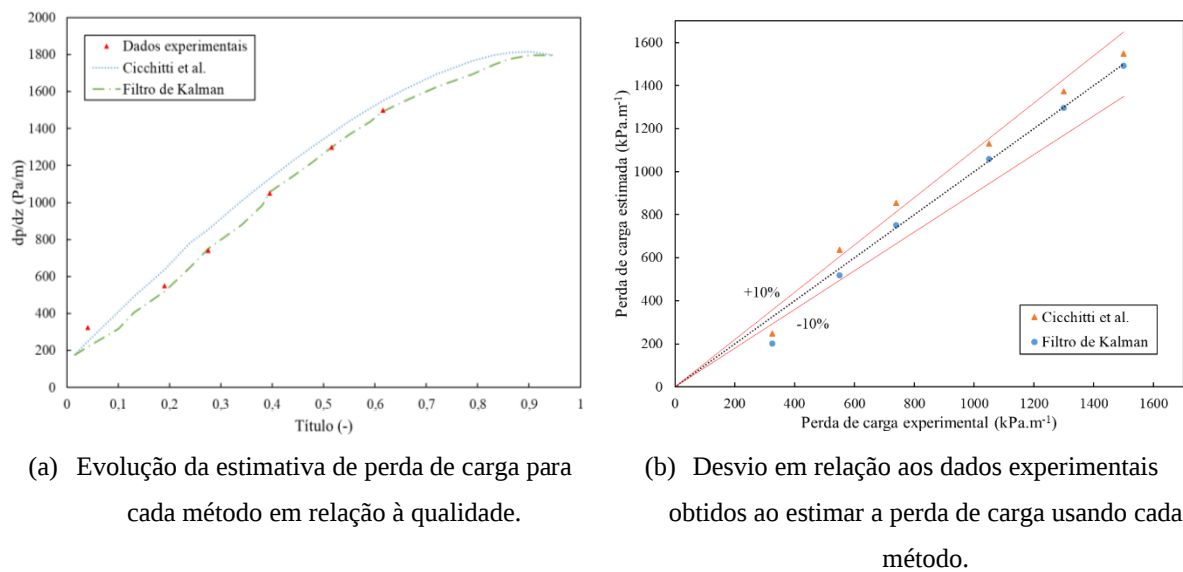


Figura 4.1: Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=8 \text{ mm}$, $G=301 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{sat}=1200 \text{ kPa}$.

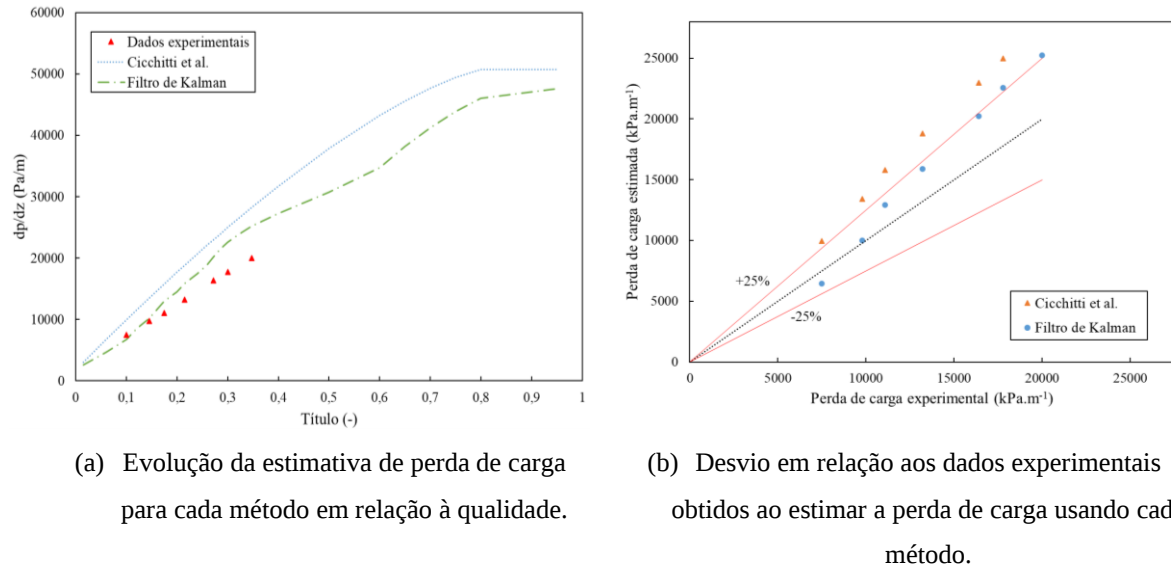


Figura 4.2: Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=6$ mm, $G=1064 \text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}$, $P_{\text{sat}}=600 \text{ kPa}$.

Para ambos os conjuntos de dados, a abordagem que combina o Filtro de Kalman com a correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) apresentou resultados melhores do que aqueles obtidos utilizando apenas a correlação. Esse desempenho superior se deve à capacidade do filtro de Kalman de ajustar dinamicamente as estimativas, corrigindo os desvios inerentes ao modelo homogêneo, especialmente em situações em que as condições de escoamento variam de forma significativa. Ao combinar medições reais com previsões baseadas na correlação, o filtro de Kalman conseguiu suavizar as flutuações e incertezas nos dados experimentais, resultando em estimativas mais precisas e consistentes ao longo do tempo. Além disso, a aplicação do filtro permitiu uma melhor adaptação às diferentes configurações de pressão, vazão e diâmetro dos tubos, destacando-se em cenários com maiores variações de regime de escoamento.

A Tabela 4.1 apresenta o Desvio Absoluto Relativo Médio (MARD) obtido por meio da correlação e do Filtro de Kalman para tubos com diâmetro superior a 1,5 mm. Para o conjunto de dados utilizado nesta seção, o MARD do Filtro de Kalman foi menor do que o MARD da correlação em ambos os casos.

Tabela 4.1: Valores de Desvio Relativo Médio Absoluto para a correlação de Cicchitti et al. (1960) e utilizando o Filtro de Kalman, para tubos com diâmetros maiores que 1,5 mm.

Caso	Correlação MARD	FK MARD	Parâmetros	Fonte dos dados experimentais
1	12,33	11,62	D = 8 mm, G = 301 kg/m ² s, P _{sat} = 1200 kPa	Greco and Vanoli (2006)
2	28,26	15,71	D = 6 mm, G = 1064 kg/m ² s, P _{sat} = 600 kPa	Greco and Vanoli (2006)

4.4 PERDA DE CARGA EM TUBOS COM DIÂMETROS MENORES QUE 1,5 MM

As Figuras 4.3 e 4.4 ilustram os resultados obtidos utilizando a correlação de Cicchitti et al. (1960) juntamente com os resultados alcançados por meio da aplicação do Filtro de Kalman. O conjunto de dados utilizado para tubos com diâmetros menores que 1,5 mm está descrito a seguir:

- a. $D = 1,088\text{ mm}, G = 600\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}, P_{sat} = 1200\text{ kPa}$ (Zhang et al., 2012);
- b. $D = 1,088\text{ mm}, G = 300\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}, P_{sat} = 1200\text{ kPa}$ (Zhang et al., 2012).

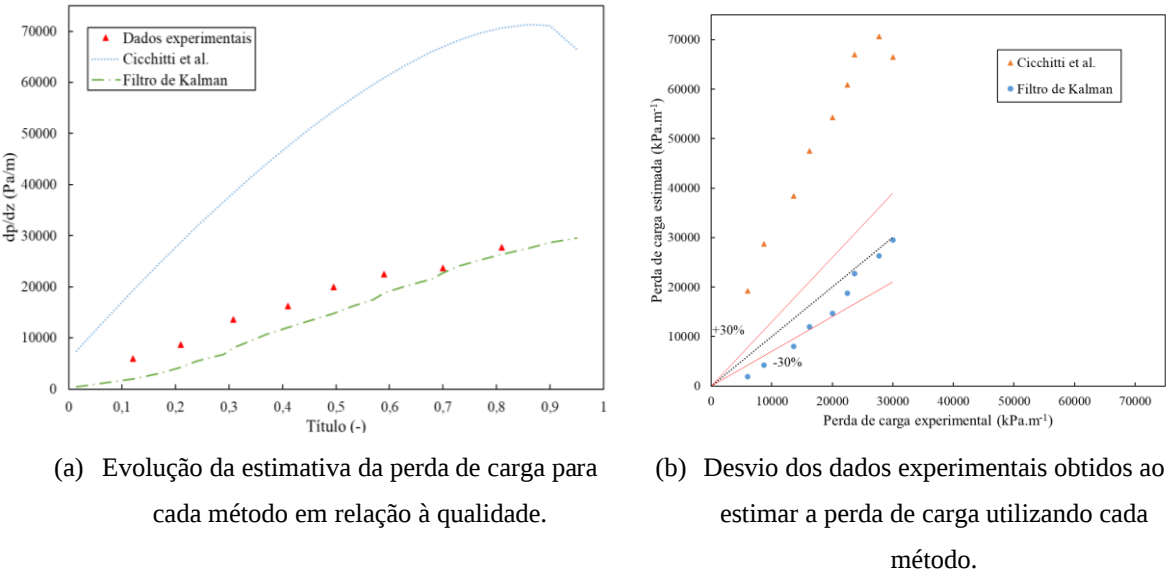
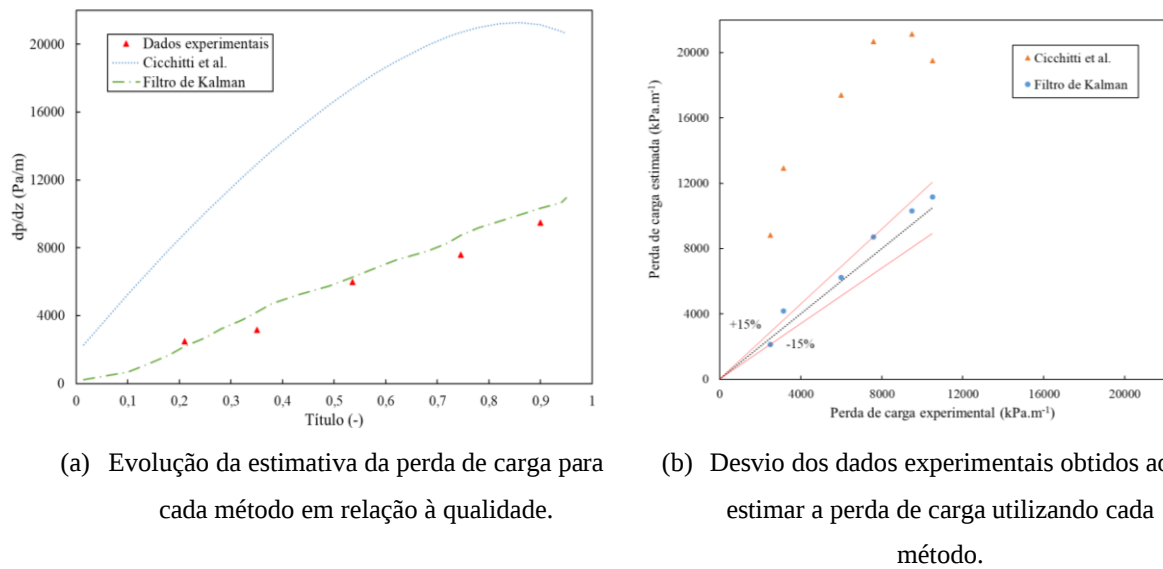


Figura 4.3: Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=1,088\text{ mm}, G=600\text{ kg m}^{-2}\text{s}^{-1}, P_{sat}=1200\text{ kPa}$.



(a) Evolução da estimativa da perda de carga para cada método em relação à qualidade. (b) Desvio dos dados experimentais obtidos ao estimar a perda de carga utilizando cada método.

Figura 4.4: Comparação entre os resultados da correlação de Cicchitti et al. e o Filtro de Kalman para $D=1,088$ mm, $G=300$ kg m⁻²s⁻¹, $P_{sat}=1200$ kPa.

Para mini tubos, as estimativas obtidas usando o Filtro de Kalman combinado com a correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) forneceram resultados superiores aos obtidos utilizando apenas a correlação. À medida que o diâmetro interno $[D]$, a velocidade de massa $[G]$ e a pressão de saturação $[P_{sat}]$ mudaram, a correlação proposta por Cicchitti et al. (1960) para o modelo homogêneo não seguiu de forma satisfatória os valores experimentais. As Figuras 4.3 e 4.4 demonstram que, devido às variações desses parâmetros, há uma incidência de erros elevados. Com isso, o FK se apresenta como uma solução interessante, gerando uma melhoria nos resultados para todos os casos, com desvios menores em relação aos dados experimentais, quando comparados aos observados utilizando as equações propostas por Cicchitti e Fang. A Tabela 4.2 apresenta a Média da Desvio Relativo Absoluto (MARD) obtida através da correlação e do Filtro de Kalman combinado com a correlação para tubos com diâmetro menor que 1,5 mm. Especialmente para mini tubos, a utilização do Filtro de Kalman proporcionou resultados com MARD significativamente menores do que aqueles obtidos apenas através da correlação.

Tabela 4.2: Valores de Desvio Relativo Absoluto Médio (MARD) para a correlação de Cicchitti et al. (1960) e utilizando o Filtro de Kalman, para tubos com diâmetro menor que 1,5 mm.

Caso	Correlação MARD	FK MARD	Parâmetros	Fonte dos dados experimentais
1	48,57	19,00	D = 1,088 mm, G = 600 kg/m ² s, Psat = 1200 kPa	Zhang et al. (2012)
2	62,90	12,12	D = 1,088 mm, G = 300 kg/m ² s, Psat = 1200 kPa	Zhang et al. (2012)

4.5 GANHO DE KALMAN

O Ganho de Kalman (GK) é responsável por ajustar o nível de confiança atribuído aos valores obtidos através da correlação e àqueles previstos pelo Filtro de Kalman. Esses valores combinados constituem a estimativa para a perda de carga. Um GK próximo de 1 significa maior confiança nos dados derivados da correlação, enquanto um GK próximo de 0 indica maior confiança nos dados previstos pelo Filtro de Kalman.

A Figura 4.5 demonstra que, à medida que as condições de escoamento do fluido no tubo se tornam mais severas (como discutido no Tópico 4), o valor do Ganho de Kalman se aproxima de zero. Para tubos com diâmetro reduzido, há uma notável diminuição na confiabilidade dos dados obtidos através da correlação, tornando a estimativa produzida pelo Filtro de Kalman mais representativa nesses cenários.

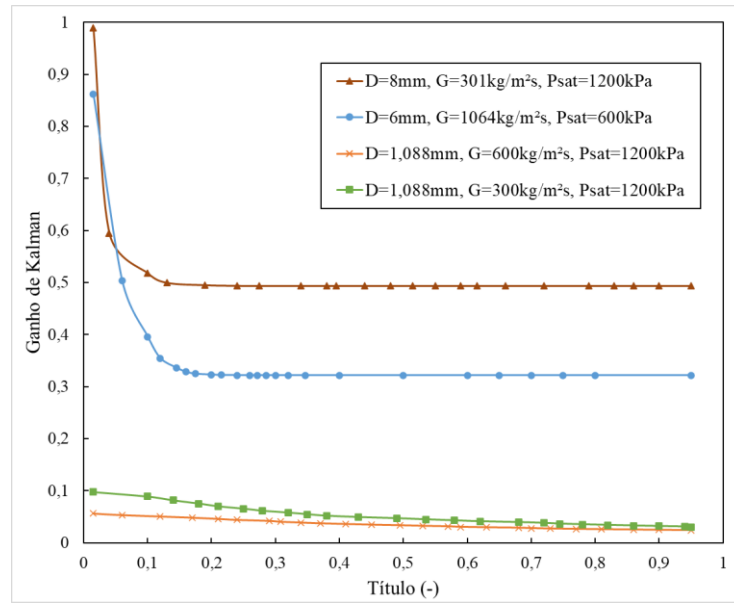


Figura 4.5: Comparação entre os resultados do Ganho de Kalman para os casos analisados.

5 CONCLUSÃO E COMENTÁRIOS FINAIS

O presente estudo avaliou a perda de carga em tubos horizontais utilizando a correlação de Cicchitti et al. (1960) para modelos homogêneos, juntamente com a equação de Fang et al. (2011) para o fator de atrito. Foram examinados diâmetros de tubos variando de 1,088 mm a 8 mm. Utilizando apenas a correlação, os melhores resultados de perda de carga foram observados para tubos com diâmetro entre 4,5 mm e 8 mm, com um Desvio Relativo Médio Absoluto (MARD) mínimo de 12,33 para $D=8$ mm e máximo de 28,26 para $D=6$ mm. Por outro lado, tubos com diâmetro abaixo de 1,5 mm apresentaram resultados piores, com valores de MARD de até 62,90.

A aplicação do método utilizando o Filtro de Kalman (FK) resultou em uma redução dos valores de MARD, com uma queda de 12,33 para 11,62 em $D=8$ mm e de 28,26 para 15,71 em $D=6$ mm, comparados os valores obtidos apenas com a correlação e os obtidos através da metodologia apresentada. A melhoria foi ainda mais expressiva em mini tubos, onde o MARD reduziu de 62,90 para 12,12, indicando uma maior precisão nas estimativas de perda de carga para diâmetros menores utilizando a metodologia proposta.

A metodologia proposta não apresenta uma nova correlação para a perda de carga em escoamento bifásico. Em vez disso, integra o Filtro de Kalman com o modelo de perda de carga homogênea e as equações propostas por Cicchitti e Fang, resultando em estimativas de perda de carga aprimoradas em comparação ao uso da correlação isoladamente. As equações desenvolvidas neste trabalho foram utilizadas para inicializar o FK, melhorando ainda mais a precisão das previsões de perda de carga.

A análise do Ganho de Kalman revelou uma redução na importância das estimativas de perda de carga derivadas da correlação à medida que o diâmetro dos tubos diminuía. Nessas situações, o componente dominante que influenciava o valor final da perda de carga era derivado das previsões calculadas pelo Filtro de Kalman.

Com base nos resultados obtidos, trabalhos futuros podem incluir o refinamento das correlações e na metodologia criada neste trabalho para o cálculo da perda de carga, buscando maior precisão nas estimativas. Além disso, a aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNA) pode ser investigada para gerar estas equações de forma mais adaptativa e robusta. Por fim, a metodologia proposta deve ser aplicada a correlações voltadas para fluidos modernos com baixos Potenciais de Aquecimento Global (GWP), contribuindo para avanços em conformidade com as demandas de eficiência e sustentabilidade.

REFERÊNCIAS

- AHMAD, S., MEHMOOD, U., SHAHID, M., & ALI, S., 2021. Advances in phytoremediation of heavy metals: Biotechnological applications and recent progress, *Environmental Toxicology and Chemistry*, 40(8), 2372-2384.
- APREA, C., A. Greco, A. Rosato. Comparison of R407C and R417A heat transfer coefficients and pressure drops during flow boiling in a horizontal smooth tube. *Energy Conversion and Management*, Volume 49, Issue 6, 2008, Pages 1629-1636.
- AUNG, N. Z., YUWONO, T., Evaluation of Mixture Viscosity Models in the Prediction of Two-phase Flow Pressure Drops, *ASEAN J. Sc. Technol. Dev*, 29(2) (2012), pp. 115-128.
- AWAD, M. M., Two-phase Flow, *Chemical Engineering* – September 7, 1959.
- BECKER, Alex, Kalman Filter, Disponível em: < <https://www.kalmanfilter.net/>>. Acesso em: 15 de maio de 2022.
- BECKER, A., SILVA, D. M. I. S., DIAS, F. H. S., PINHEIRO, L. K., Noções básicas de programação em MATLAB, *Matemática UFSM*, 2010.
- CAREY, Van P. 2020. *Liquid-Vapor Phase-Change Phenomena*. CRC Press. doi.org/10.1201/9780429082221.
- CHHABRA, R. P., RICHARDSON, J. F., 1999. *Non-Newtonian Flow and Applied Rheology: Engineering Applications*. 1st Edition, Butterworth-Heinemann, Oxford.
- CHISHOLM, D., A Theoretical basis for the Lockhart–Martinelli correlation for two-phase flow, *International Journal of Heat Mass Transfer*, 10 (1967), pp. 1767-1778.
- CICCHITTI, A., LOMBARDI, C., SILVESTRI, M., SOLDAINI, G., ZAVATTARELLI R.. Two-phase cooling experiments: pressure drop, heat transfer and burnout measurements. p.Medium: X; Size: Pages: 58. 1960.
- COATES, J., PRESSBURG, B. S., How to Analyse Two-phase Flow, *Chemical Engineering* – September 7, 1959.
- COLLIER, J. G., THOME, J. R., 1994. *Convective Boiling and Condensation*. 3rd Edition, Oxford University Press, Oxford.
- COOLPROP DEVELOPMENT TEAM (2021). CoolProp: Open-source thermodynamic and transport properties database.
- YASHAR, D., LEE, S. e DOMANSKI, P. (2015). Rooftop Air-Conditioning Unit Performance Improvement using Refrigerant Circuitry Optimization. *Applied Thermal Engineering*.
- FANG, X., XU, Y., ZHOU Z., New correlations of single-phase friction factor for turbulent pipe flow and evaluation of existing single-phase friction factor correlations, *Nuclear Engineering and Design*, Volume 241, Issue 3, 2011, Pages 897-902, <https://doi.org/10.1016/j.nucengdes.2010.12.019>.
- FARAJI, F., SANTIM, C., CHONG P., HAMAD F., Two-phase flow pressure drop modelling in horizontal pipes with different diameters, *Nuclear Engineering and Design*, Volume 395, 2022, doi.org/10.1016/j.nucengdes.2022.111863.
- GARCIA, J., PORTO, M.P., REVELLIN, R., BONJOUR, J., MACHADO, L., 2017. An experimental study on two-phase frictional pressure drop for R-407c in smooth horizontal tubes, *Int. J. Refrigeration* 73, 163-174.
- GARCIA, J., GARCIA, F., BERMÚDEZ, J., MACHADO, L., 2018. Prediction of pressure drop during evaporation of R407C in horizontal tubes using artificial neural networks, *Int. J. Refrigeration* 85, 292-302.
- GAO, J. B., HARRIS, C. J., 2002. Some remarks on Kalman filters for the multisensory fusion, *Information Fusion* 3, 191-201.
- GRECO, A., VANOLI, G.P. Experimental two-phase pressure gradients during evaporation of pure and mixed refrigerants in a smooth horizontal tube. Comparison with correlations. *Heat Mass Transfer* 42, 709–725 (2006).

- GREWAL, M. S., & ANDREWS, A. P. (2014). Kalman filtering: Theory and practice using MATLAB (4th ed.). Wiley.
- HEWITT, G. F., & HALL-TAYLOR, N. S. (1970). Annular two-phase flow. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 13(4), 679-690.
- JULIER, S., & UHLMANN, J. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation, *Proceedings of the IEEE*, vol. 92, no. 3, pp. 401–422, March 2004.
- JWO, D.-J., CHO, T.-S., & BISWAL, A. (2023). Geometric insights into the multivariate Gaussian distribution and its entropy and mutual information. *Entropy*, 25(8), 1177.
- KALMAN, R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, *Transactions of the ASME--Journal of Basic Engineering*, vol. 82, Series D, no. 1, pp. 35–45, March 1960.
- KANDLIKAR, S.G., 1990. A general correlation for flow boiling in horizontal and vertical tubes. *Journal of Heat Transfer*, 112(1), 219-227. <https://doi.org/10.1115/1.2910181>
- KHOSRAVI, A., PABON, J. J. G., KOURY, R. N. N., MACHADO L., 2018. Using machine learning algorithms to predict the pressure drop during evaporation of R407C, *Applied Thermal Engineering* 133, 361-370.
- LIANG, X., LI, B., ZHANG, J., MAO, D., 2018. General correlation of two-phase frictional pressure drop inside smooth tubes. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 127, 1294–1305.
- LOCKHART, R. W., and MARTINELLI, R. C., 1949, Proposed Correlation of Data for Isothermal 13 Two-Phase, Two-Component Flow in Pipes, *Chemical Engineering Progress* 14 Symposium Series, 45 (1), pp. 39-48.
- MARTINELLI, R. C., and NELSON, D. B., 1948, Prediction of Pressure Drop during Forced Circulation Boiling of Water, *Trans. ASME*, 70 (6), pp. 695-702.
- MISHIMA, K., & HIBIKI, T. (1996). Some characteristics of air-water two-phase flow in small diameter vertical tubes. *International Journal of Multiphase Flow*, 22(4), 703–712. [https://doi.org/10.1016/0301-9322\(95\)00072-0](https://doi.org/10.1016/0301-9322(95)00072-0).
- MORADKHANI, M. A., HOSSEINI, S. H., MORSHEDI, P., RAHIMI, M., MENGJIE, S., 2021, Saturated flow boiling inside conventional and mini/micro channels: A new general model for frictional pressure drop using genetic programming, *Int. J. Refrigeration* 132, 197-212.
- MORALES, A., SOARES, A., & ROCHA, M. (2022). High-precision modeling of pressure drop in two-phase flow. *International Journal of Heat and Fluid Flow*, 92, 108725.
- MULLHER, H., and HECK, K., 1984, Prediction of Pressure Drop during Forced Circulation Boiling of Water, *Institut für Thermische Verfahrenstechnik*, pp. 297-308.
- NEVERS, NOEL DE, *Fluid Mechanics for Chemical Engineers*, Hill International Editions, 2^o edição, 1991.
- OLIVEIRA, Waldri dos Santos; GONÇALVES, Eduardo. Nunes. Implementação em c: filtro de Kalman, fusão de sensores para determinação de ângulos. *ForScience: revista científica do IFMG, Formiga*, v. 5, n. 3, e00287, jul./dez. 2017.
- OZISIK, M. N. *Basic heat transfer*. McGraw-Hill New York, 1977. ISBN 0070479801.
- QIAN, H., HRNJAK, P., 2021. Characterization of R134a two-phase flow regimes in horizontal and vertical smooth tubes with capacitive sensors, *Int. J. of Refrigeration* 125, 90-103.
- RAGHUNATHAN, S., & HEWITT, G. F. (2014). Pressure drop in horizontal pipelines for oil-water and gas-liquid flows: Experimental measurements and correlations. *International Journal of Multiphase Flow*, 60, 81-96.
- SILVA, A., *Fluídos Frigoríficos Naturais em Sistemas de Refrigeração Comercial*. Brasília, 2015.
- SILVA, S. Elinaldo. *Estudo do Escoamento Bifásico em Risers em Movimento na Produção Marítima de Petróleo em Águas Profundas*. Universidade Estadual de Campinas, 2006.

- SILVESTRE, S. C., Filtro de Kalman Aplicado no Ensino Médio, Trabalho de Conclusão de Curso – Dezembro, 2020.
- SIMON, D. (2006). Optimal state estimation: Kalman and non-linear approaches. Wiley-Interscience.
- SOUZA, A. F., SILVA, E. M., SANTOS, R. L., & LIMA, J. L., 2022. Phytoremediation of potentially toxic elements in soils: A review of strategies and potential for environmental sustainability, *Environmental Science and Pollution Research*, 29(12), 20285-20298.
- SUN, L., MISHIMA, K., 2009, Evaluation analysis of prediction methods for two-phase flow pressure drop in mini-channels, *Int. J. Multiphase Flow* 35, 47-54.
- TAITEL, Y., DUKLER, A. E., 1976. A theoretical approach to the Lockhart-Martinelli correlation for stratified flow, *Int. J. of Multiphase Flow* 2, 591-595.
- THOME, J.R., 2004. Engineering Data Book III, Wolverine Tube Inc., 3rd Edition.
- WALLIS, G. B., 1969. One-Dimensional Two-Phase Flow. McGraw-Hill, New York.
- WANG, D., XU, J.-Q., ZHANG, H.-J., & WANG, Q.-H. (2023). Reply: "Anisotropic Scattering Caused by Apical Oxygen Vacancies in Thin Films of Overdoped High-Temperature Cuprate Superconductors". *Physical Review Letters*, 131(4), 049702.
- WELCH G.F. Kalman Filter. In: Ikeuchi K. (eds) *Computer Vision*. Springer, Cham, 2021.
- WELCH, G. & BISHOP, G. (2006). An introduction to the Kalman filter. University of North Carolina at Chapel Hill, Technical Report, TR 95-041.
- WHALLEY, P.B., *Two-Phase Flow and Heat Transfer*, Oxford University Press, 1996.
- XU, Y., FANG, X., SU, X., ZHOU, Z., CHEN, W., 2012. Evaluation of frictional pressure drop correlations for two-phase flow in pipes, *Nuclear Engineering and Design* 253, 86-97.
- YOUSIF, Q.A., MOHD-GHAZALI, N., PAMITRAN, A.S., Analysis of Outcomes of the Frictional Pressure Drop Prediction Using Different Data Source, *Jurnal Teknologi*, 2016.
- ZHANG, H., LI, J., LIU, N., WANG, B., 2012. Experimental investigation of condensation heat transfer and pressure drop of R22, R410A and R407C in mini-tubes, *Int. J. of Heat and Mass Transfer* 55, 3522-3532.