

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

ESTIMAÇÃO DA TEMPERATURA E VELOCIDADE
EM MICRO TROCADORES DE CALOR ATRAVÉS DO
ACOPLAMENTO ANSYS FLUENT-PYTHON

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

BRUNO HENRIQUE MARQUES MARGOTTO

VITÓRIA-ES

2020

BRUNO HENRIQUE MARQUES MARGOTTO

**ESTIMAÇÃO DA TEMPERATURA E VELOCIDADE EM MICRO TROCADORES
DE CALOR ATRAVÉS DO ACOPLAMENTO ANSYS FLUENT-PYTHON**

Dissertação apresentada à Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, área de concentração em Ciências Mecânicas, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. Dr. Wellington Betencurte da Silva
Orientador

Prof. Dr. Julio Cesar Sampaio Dutra
Coorientador

VITÓRIA-ES
2020

RESUMO

Bruno Henrique Marques Margotto. **Estimação da Temperatura e Velocidade em Micro Trocadores de Calor Através do Acoplamento ANSYS Fluent-Python.**

A velocidade de entrada do fluido em micro trocadores de calor está diretamente associada à garantia do correto resfriamento de painéis fotovoltaicos. Este trabalho estima estados e parâmetros para um micro trocador de calor com um canal por meio da análise de problemas inversos. É adotado o Método dos Volumes Finitos (MVF) para solução do problema direto por meio do software comercial ANSYS Fluent[®] 16.0, escolhido devido a sua relativa simplicidade, facilidade e alta confiabilidade. Os Filtros Bayesianos conhecidos como Filtro de Partículas (FP) são amplamente utilizados na estimação de estados e parâmetros em problemas inversos devido sua robustez para solução de problemas não-lineares. Assim, os Filtros de Partículas SIR e ASIR são aplicados para a solução do problema inverso através da linguagem de programação em Python. Para isso, é realizado o acoplamento entre a solução do problema direto por meio do ANSYS Fluent e a solução do problema inverso por meio da linguagem Python. Três diferentes perfis de velocidade de entrada foram consideradas: constante, degrau e rampa. Os resultados de estimação foram satisfatórios para ambos os filtros, sendo entretanto necessário menos partículas para boa estimação do Filtro ASIR em relação ao SIR. Pode-se concluir também que a integração desenvolvida entre ANSYS Fluent e Python é promissora para emprego em problemas com geometrias mais complexas.

Palavras-Chave: Problemas inversos em transferência de calor, Estimação de estados e parâmetros, Filtro de Partículas, Micro trocadores de calor.

ABSTRACT

Bruno Henrique Marques Margotto. **Temperature and Velocity Estimation on Micro Heat Exchanger by ANSYS Fluent-Python Coupling,**

Inlet velocity flow on micro heat exchangers are directly associated to guarantee the correct cooling for photovoltaic cells. This work estimates state and parameter for a micro heat exchanger for a single micro channel by inverse problem analysis. It is employed Finite Volume Method (FVM) for direct problem solution by ANSYS Fluent[®] 16.0, chosen due to its relative simplicity, friendly usage and high reliability. The Bayesian Filters known as Particle Filters (PF) are widely applied to state and parameter estimation on inverse problems in view of robustness for nonlinear inverse problems. Therefore, SIR and ASIR Particle Filters are used for inverse solution problem with Python programming language. It is accomplished by ANSYS Fluent and Python coupling. Three different inlet velocity profiles were studied: constant, step and ramp-like changes. The results show satisfactory estimation for both filters, however for ASIR filter it is necessary less particles to obtain good result when comparing to SIR filter. Also, the study allow concluding that ANSYS Fluent and Python coupling seems promising to problems of more complex geometries and problems.

Keywords: Inverse Heat Transfer Problem, State and Parameter Estimation, Particle Filters, Micro heat exchanger.

AGRADECIMENTOS

Dedico primeiramente esta dissertação aos meus pais, Marilda Sielaine Marques Margotto e Mário Geraldo Margotto, e ao meu irmão, Mário Victor Marques Margotto, pelo apoio e incentivo. A família é fundamental para conseguir atingir objetivos e realizar conquistas. Amo vocês.

Gostaria de agradecer também ao meu orientador, Wellington Betencurte da Silva, pelos ensinamentos ao longo dos últimos dois anos. Obrigado pela paciência, amizade e principalmente pela orientação ao longo do mestrado. Levarei cada palavra para a vida. Agradeço também ao Julio Cesar Sampaio Dutra, meu coorientador, com muita vontade e carinho nos momentos necessários.

Agradeço ao Carlos Eduardo Polatschek Kopperschmidt pela amizade, companherismo e pelo aprendizado durante esses anos. Foi fundamental mantermos o trabalho sério e juntos durante o período do mestrado. Levarei nossa amizade comigo com muito carinho.

À equipe do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Espírito Santo, minha segunda casa onde me formei em Engenharia Mecânica e realizei mais esta etapa na minha vida. Obrigado, Andreia!

Ao forró e ao Projeto Rasta Chinela por serem minha válvula de escape em momentos mais conturbados que me colocaram no eixo. Cada aluno e cada amigo neste meio teve seu papel fundamental nesta caminhada.

Aos meus amigos Reinaldo e Enzo por me apoiarem em momentos difíceis, com muitas conversas e gargalhadas.

À CAPES pelo suporte financeiro.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Esquema do sistema de resfriamento de células fotovoltaicas.....	1
Figura 2. Geometria do micro trocador com um micro canal.....	9
Figura 3. (a) Condição de Contorno: Fluxo de calor por convecção. (b) Condição de Contorno: Superfície adiabática.....	11
Figura 4. Volume de Controle comumente encontrado e com notações típicas para uma malha tridimensional. .	12
Figura 5. Vistas da malha gerada para a geometria do micro trocador utilizado no problema direto	14
Figura 6. Representação da linha de medição experimental na superfície externa para validação entre os resultados experimentais e numéricos.....	15
Figura 7. Representação do coeficiente de sensibilidade na superfície superior para variação da velocidade de entrada.....	17
Figura 8. Representação dos pontos de medição para o estudo de sensibilidade.....	18
Figura 9. Esquema das etapas de Predição e Atualização dos Filtros Bayesianos.....	25
Figura 10. Diagrama do algoritmo do Filtro de Partículas para Problemas Inversos.....	27
Figura 11. Esquema da etapa de Resampling para eliminação de partículas de menor peso.....	28
Figura 12. Malha gerada para utilização na solução do problema inverso.....	32
Figura 13. Diagrama simplificado de funcionamento da integração Python/ANSYS Fluent.....	33

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Comparação dos resultados obtidos experimentalmente por Knupp (2013) e numericamente pelo modelo implementado no ANSYS Fluent.....	15
Gráfico 2. Representação da diferença absoluta entre os Resultados obtidos experimentalmente por Kunpp (2013) e numericamente pelo software ANSYS Fluent.....	16
Gráfico 3. Perfil de velocidade constante (esquerda) e temperatura resultante (direita).	19
Gráfico 4. Perfil de velocidade degrau (esquerda) e temperatura resultante (direita).	20
Gráfico 5. Perfil de velocidade rampa (esquerda) e temperatura resultante (direita).....	20
Gráfico 6. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 1, (b) Teste 2, (c) Teste 3 e (d) Teste 4.	39
Gráfico 7. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 1, (b) Teste 2, (c) Teste 3 e (d) Teste 4.	40
Gráfico 8. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 5, (b) Teste 6, (c) Teste 7 e (d) Teste 8.	41
Gráfico 9. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 5, (b) Teste 6, (c) Teste 7 e (d) Teste 8.	42
Gráfico 10. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 9, (b) Teste 10, (c) Teste 11 e (d) Teste 12.....	43
Gráfico 11. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 9, (b) Teste 10, (c) Teste 11 e (d) Teste 12.....	44
Gráfico 12. Resultado obtido para estimação de velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 13, (b) Teste 14, (c) Teste 15 e (d) Teste 16.....	46
Gráfico 13. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 13, (b) Teste 14, (c) Teste 15 e (d) Teste 16.....	47
Gráfico 14. Resultado obtido para estimação de velocidade de entrada para o caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 17, (b) Teste 18, (c) Teste 19 e (d) Teste 20.....	48
Gráfico 15. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 17, (b) Teste 18, (c) Teste 19 e (d) Teste 20.....	49
Gráfico 16. Resultado obtido para estimação de velocidade de entrada para o caso de função constnate para	

estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 21, (b) Teste 22, (c) Teste 23 e (d) Teste 24.....	50
Gráfico 17. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 21, (b) Teste 22, (c) Teste 23 e (d) Teste 24.....	51
Gráfico 18. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 25, (b) Teste 26, (c) Teste 27 e (d) Teste 28.....	55
Gráfico 19. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 25, (b) Teste 26, (c) Teste 27 e (d) Teste 28.....	56
Gráfico 20. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 29, (b) Teste 30, (c) Teste 31 e (d) Teste 32.....	57
Gráfico 21. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 29, (b) Teste 30, (c) Teste 31 e (d) Teste 32.....	58
Gráfico 22. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 33, (b) Teste 34, (c) Teste 35 e (d) Teste 36.....	59
Gráfico 23. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 33, (b) Teste 34, (c) Teste 35 e (d) Teste 36.....	60
Gráfico 24. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 37, (b) Teste 38, (c) Teste 39 e (d) Teste 40.....	62
Gráfico 25. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 37, (b) Teste 38, (c) Teste 39 e (d) Teste 40.....	63
Gráfico 26. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 41, (b) Teste 42, (c) Teste 43 e (d) Teste 44.....	64
Gráfico 27. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 41, (b) Teste 42, (c) Teste 43 e (d) Teste 44.....	65
Gráfico 28. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 45, (b) Teste 46, (c) Teste 47 e (d) Teste 48.....	66
Gráfico 29. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 45, (b) Teste 46, (c) Teste 47 e (d) Teste 48.....	67
Gráfico 30. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 49, (b) Teste 50, (c) Teste 51 e (d) Teste 52.....	70
Gráfico 31. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 49, (b) Teste 50, (c) Teste 51 e (d) Teste 52.....	71

Gráfico 32. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 53, (b) Teste 54, (c) Teste 55 e (d) Teste 56.....	72
Gráfico 33. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 53, (b) Teste 54, (c) Teste 55 e (d) Teste 56.....	73
Gráfico 34. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 57, (b) Teste 58, (c) Teste 59 e (d) Teste 60.....	74
Gráfico 35. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 57, (b) Teste 58, (c) Teste 59 e (d) Teste 60.....	75
Gráfico 36. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 61, (b) Teste 62, (c) Teste 63 e (d) Teste 64.....	77
Gráfico 37. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 61, (b) Teste 62, (c) Teste 63 e (d) Teste 64.....	78
Gráfico 38. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 65, (b) Teste 66, (c) Teste 67 e (d) Teste 68.....	79
Gráfico 39. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 65, (b) Teste 66, (c) Teste 67 e (d) Teste 68.....	80
Gráfico 40. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 69, (b) Teste 70, (c) Teste 71 e (d) Teste 72.....	81
Gráfico 41. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 69, (b) Teste 70, (c) Teste 71 e (d) Teste 72.....	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Propriedades físicas do problema direto para o micro trocador de calor com um micro canal.....	13
Tabela 2. Malhas utilizadas neste trabalho e os respectivos números de nós.	14
Tabela 3. Valor de Sensibilidade para os Termopares Considerados para Utilização na Medição de Medidas Simuladas.....	18
Tabela 4. Algoritmo para o Fitlro de Partículas SIR.....	28
Tabela 5. Algoritmo para o Filtro de Partículas ASIR.....	30
Tabela 6. Propriedades físicas e matemáticas a serem utilizados no software ANSYS Fluent® 16.0 para solução do problema inverso	36
Tabela 7. Tempo médio de processamento para os Filtros SIR e ASIR de acordo com o número de partículas ...	36
Tabela 8. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função constante para o filtro de partículas SIR.....	37
Tabela 9. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função constante para o filtro de partículas ASIR.	45
Tabela 10. Diferença absoluta dos valores de RMSE e <i>Neff</i> entre os filtros SIR e ASIR para o caso de função constante.....	52
Tabela 11. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função degrau para o filtro de partículas SIR.....	53
Tabela 12. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função degrau para o filtro de partículas ASIR.	61
Tabela 13. Diferença absoluta dos valores de RMSE e <i>Neff</i> entre os filtros SIR e ASIR para o caso de função degrau.....	68
Tabela 14. Resultados da estimação de velocidade de entrada para função rampa para o filtro de partículas SIR	69
Tabela 15. Resultados da estimação de velocidade de entrada para função rampa para o filtro de partículas ASIR.	76
Tabela 16. Diferença absoluta dos valores de RMSE e <i>Neff</i> entre os filtros SIR e ASIR para o caso de função rampa.....	83

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. OBJETIVOS.....	3
3. REFERÊNCIAL TEÓRICO.....	4
3.1. Sistemas Fotovoltaicos.....	4
3.2. Micro Trocadores de Calor.....	5
3.3. Abordagem Bayesiana para Problemas Inversos em Transferência de Calor.....	6
4. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA DIRETO.....	9
4.1. Micro Trocadores de Calor: Introdução, Geometria e Hipóteses.....	9
4.2. Teste de Malha.....	12
4.3. Geração de Medidas Simuladas.....	16
4.3.1. Função Constante.....	19
4.3.2. Função Degrau.....	19
4.3.3. Função Rampa.....	20
5. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA INVERSO.....	22
5.1. Inferência Bayesiana.....	22
5.2. Problema de Estimção de Estados e Parâmetros.....	22
5.3. Filtro de Partículas.....	25
5.3.1. Filtro de Partículas SIS.....	26
5.3.2. Filtro de Partículas SIR.....	27
5.3.3. Filtro de Partículas ASIR.....	29
5.4. Crime Inverso.....	31
5.5. Integração Python e ANSYS Fluent.....	32
6. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	34
6.1. Apresentação dos Resultados.....	34
6.2. Estimção para Função Constante.....	37
6.2.1. Filtro de Partículas SIR.....	37

6.2.1. Filtro de Partículas ASIR.....	45
6.3. Estimação para Função Degrau.....	53
6.3.1. Filtro de Partículas SIR.....	53
6.3.1. Filtro de Partículas ASIR.....	61
6.4. Estimação para Função Rampa.....	69
6.4.1. Filtro de Partículas SIR.....	69
6.4.1. Filtro de Partículas ASIR.....	76
7. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	84
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	85

1. INTRODUÇÃO

Atualmente, encontra-se a necessidade de substituição das energias ditas não renováveis, visto que estas apresentam ainda hoje forte impacto na geração de CO₂, gas responsável pelo efeito estufa, e possuem recursos limitados a longo prazo. Para isso, o surgimento de novas formas de geração de energia foram sendo desenvolvidas, classificadas como energias renováveis. Em escala mundial, estas energias tiveram um crescimento de 4% no ano de 2018 (IEA, 2019). Deste crescimento, 30% é devido a energia solar fotovoltaica. Em agosto de 2019, o Brasil ultrapassou a marca de 1GW em geração distribuída de energia (ANEEL, 2019). Isso mostra crescente aceitação e utilização deste modelo de geração de energia em escala mundial, alternativa de grande importância para reduzir danos causados ao meio ambiente apresentados pelas energias não renováveis.

Para o correto funcionamento e garantia da eficiência de placas solares fotovoltaicas, torna-se necessário o controle de temperatura da placa (MATTOS, 2016). Altas temperaturas podem ocasionar danos ao equipamento e comprometer a eficiência. Para isso, torna-se imprescindível o uso de micro trocadores de calor, que são equipamentos responsáveis pelo resfriamento destas placas (GUERRIERI, 2013). A figura 1 apresenta o esquema de resfriamento de uma placa fotovoltaica. Ela apresenta uma placa sob alta temperatura e o sistema de resfriamento.

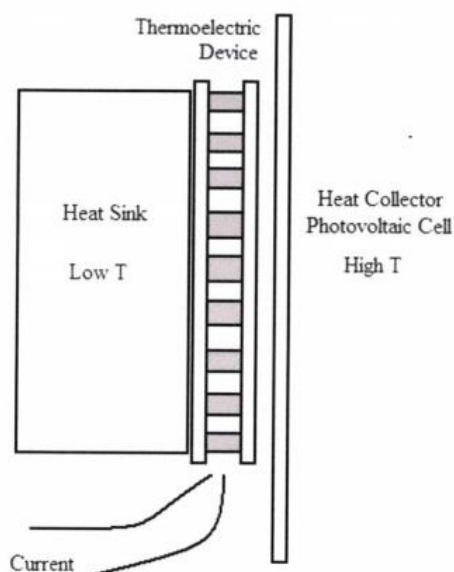


Figura 1. Esquema do sistema de resfriamento de células fotovoltaicas.

Fonte: Ray, 2010.

É necessário entretanto o conhecimento do perfil de velocidade de entrada do fluido para garantia eficiente do resfriamento. Para tanto, a aquisição do perfil de velocidade por medição possui limitações. A discrepância presente entre resultados experimentais de laboratórios estão presentes em microcanais. Isso se deve ao fato dos medidores convencionais apresentarem dimensões semelhantes aos microcanais. para mesmas condições operacionais (TIBIRIÇÁ; RIBATSKI, 2013). Logo, a medição de velocidade pode ser feita de maneira indireta, caracterizando o problema de microcanais como um problema inverso, no qual tem-se o objetivo de estimar a velocidade de entrada do sistema por meio da medição de temperatura em um ponto da superfície externa da placa ao longo do tempo.

Problemas inversos atualmente possuem forte interesse para aplicações práticas de engenharia, como por exemplo em reatores químicos, problemas de combustão, sistema pipe-in-pipe em aplicação petrolífera e entre outros (SILVA *et al*, 2019).

As técnicas atuais com abordagem Bayesiana para estimação de estados e parâmetros apresentam respostas pontuais ou por intervalos com intervalos de credibilidade mais estreitos que os de confiança para a inferência clássica (VISMARA, KARAM, MORITA, 2007). De modo geral, o processo de inferência com estimação por intervalos fornece a melhor descrição do sistema, pois a função de densidade a posteriori de uma estimativa contém toda a informação probabilística a respeito do sistema.

Á vista deste cenário, inúmeros trabalhos sobre problemas inversos aplicadando Filtros com abordagem Bayesiana, chamados de Filtros de Partículas, à problemas de transferência de calor para estimação de estados e parâmetros foram realizados ao longo dos últimos anos [1,4,6,12-13,16-17,22,24,27-28]. Estes Filtros fornecem informações estatísticas a posteriori, por meio de informações a priori pelo Teorema de Bayes com cadeias de Markov, afim de reduzir incertezas para estimar as possibilidades futuras e também serem um facilitador para tomadas de decisão. Portanto, os filtros SIR e ASIR foram adotados como ferramenta principal neste trabalho para solução do problema inverso.

2. OBJETIVOS

O presente trabalho objetiva resolver um problema inverso de transferência de calor transiente. O problema inverso é definido como a estimação ao longo do tempo da temperatura em um ponto de medição de superfície e da velocidade de entrada do fluido em um problema de difusão de calor através de Filtros Bayesianos. O problema físico direto consiste em um micro trocador de calor tridimensional com condições de contorno previamente estabelecidas para geração de medidas simuladas. O estudo realizado se justifica devido à necessidade de controle de temperatura em placas fotovoltaicas, que é diretamente proporcional à velocidade de entrada do fluido, garantindo a eficiência de refrigeração, não comprometendo a vida útil da mesma.

A programação open source, de relativa simplicidade de implementação e forte utilização pela comunidade torna atrativo a escolha pela linguagem Python para o emprego dos Filtros Bayesianos. A escolha pelo software comercial ANSYS Fluent 16.0 para solução do problema direto de difusão de calor é justificada pela sua ampla utilização em grandes empresas e sua possibilidade de se trabalhar com problemas de grandes dimensões, de geometrias complexas, transientes e sua relativa simplicidade de uso. Assim, outros problemas inversos podem ser aplicados a trabalhos futuros por meio do procedimento apresentado neste trabalho.

Os objetivos específicos são listados abaixo:

1. Implementar os Filtros Bayesianos SIR e ASIR para estimar estados e parâmetros em um problema de difusão transiente em um microtrocador de calor;
2. Estimar a velocidade de entrada do fluido com funções do tipo constante, degrau e rampa;
3. Empregar o acoplamento entre as linguagens Python e o software comercial ANSYS Fluent 16.0;
4. Estudar os parâmetros presentes nos filtros aplicados, bem como comparar resultados obtidos entre ambos;
5. Apresentar vantagens e outras aplicações para o acoplamento Python e ANSYS Fluent.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

Inicialmente, apresenta-se trabalhos correlatos que auxiliaram na pesquisa e desenvolvimento do presente trabalho. Para isso, é necessário apresentar estudos realizados em torno de sistemas fotovoltaicos, micro trocadores de calor, problemas inversos em transferência de calor para estimação de estados e parâmetros.

3.1. Sistemas Fotovoltaicos

Devido a necessidade de alternativas de geração de energia elétrica nos dias atuais, as placas fotovoltaicas hoje apresentam vantagens que justificam estudos. De acordo com Guerrieri (2013), as placas fotovoltaicas de alta concentração (HCPV) se destacam pela produção onde apresenta redução significativa no valor final do produto, e que possibilitam uma concentração de 300 a 2000 vezes do sol, gerando um superaquecimento e requisitando refrigeração. Tal refrigeração visa homogeneizar a temperatura da placa e é dada como ótima para determinada velocidade de entrada, sendo assim essencial o devido conhecimento deste parâmetro para se manter a eficiência e funcionamento (Royne et al., 2005; Knupp, 2013). Assim, torna-se extremamente relevante a garantia de homogeneização da temperatura das placas fotovoltaicas para garantirem sua eficiência para geração de energia elétrica e também vida útil de funcionamento.

Wysocki & Rappaport (1960) realizaram o estudo do efeito da temperatura na conversão de energia em placas solares fotovoltaicas de materiais semi-condutores, sendo este efeito devido às propriedades do material e do comportamento da junção p-n destas placas. O comportamento da temperatura para com a voltagem destas placas tem características lineares, sendo quanto maiores estas temperaturas, menores valores da voltagem são presentes.

Royne et al. (2005) realizaram um estudo sobre o resfriamento de células fotovoltaicas sobre concentrações de iluminação. Segundo os autores, a concentração de irradiação por meio de lentes e espelhos reduz gasto de material fotovoltaico e assim, o custo de geração de energia. Os autores concluíram que o resfriamento é um fator muito importante para garantir a eficiência do sistema de geração de energia elétrica, mantendo a temperatura baixa e uniforme, sendo a utilização de micro canais uma alternativa promissora a ser incorporada na produção de células fotovoltaicas.

Ong et al. (2012) aplica o estudo de reaproveitamento de calor sobre células fotovoltaicas de alta concentração térmica para sistemas de dessalinização de água,

apresentando aproveitamento de 85% da energia total obtida em energia útil.

Dubey et al. (2013) apresentam um estudo sobre a eficiência na geração de energia por painéis fotovoltaicos em escala mundial. Eles inferem que a energia provinda da radiação solar é convertida em energia elétrica em torno de 6 a 20%. Assim o restante da incidência da radiação solar é convertida em calor, aquecendo significativamente as placas solares e reduzindo conseqüentemente sua eficiência. Com isso, coletores termais são de grande interesse para serem utilizados no controle da temperatura dos mesmos.

3.2. Micro trocadores de calor

De acordo com Foli *et al.* (2005), estudo em torno de micro canais receberam significativa atenção desde estudos realizados por Tuckerman & Pease na década de 80, estudos estes experimentais, analíticos e numéricos. Micro trocadores de calor são fortemente empregados em áreas de microeletrônica, biomedicina, robótica, informática e entre outras. Os micro trocadores de calor são caracterizados por possuírem diâmetro do micro canal da ordem de 10^{-6} a 10^{-4} metros e utilizam normalmente a água como fluido de resfriamento. Sua utilização visa garantir a eficiência de processos e previne danos aos equipamentos através do controle de temperatura. Portanto, inúmeros trabalhos foram sendo desenvolvidos ao longo dos anos afim de estudar eficiência por métodos experimentais, numéricos e analíticos.

Guerrieri (2013) desenvolveu um estudo teórico-experimental em micro trocadores de calor, com efeito de controle térmico, em painéis fotovoltaicos de alta concentração, visando o melhor aproveitamento da energia dissipada pelo painel. Foi realizada a fabricação de um micro trocador para obter resultados experimentais. Nele, realizou-se o estudo teórico por meio do software *COMSOL Multiphysics 4.2a.*, sendo ele estudado e apresentando eficiência estimada de 71%. Com isso, a comparação dos resultados obtidos teóricos e experimentais foi possível, com resultados acurados e próximos ao real, concluindo que o modelo experimental e numérico possibilita a análise de problemas inversos.

Knupp (2013) formulou a técnica por Transformação Integral em Domínio Único para problemas conjugados para escoamentos internos em microdissipadores térmicos de um e três micro canais, possuindo resultados experimentais para validação de seu modelo.

Corrêa (2013) estudou a otimização de projeto em micro dissipadores de calor para células fotovoltaicas de alta concentração térmica. A otimização foi realizada para a geometria proposta e da velocidade de entrada do fluido de trabalho pela plataforma ANSYS Workbench 14.5, aliando a ferramenta de simulação numérica ANSYS CFX e Response Surface

Optimization.

Nikkhah & Nakhjavani (2019) estabeleceu uma investigação do fluxo de calor variados em 10 a 70 kW/m², vazão de entrada do fluido 0,1 a 5 L/min e concentrações de massa de nanofluidos de 0,1 a 0,3% em um micro trocador de calor com água como fluido de trabalho, obtendo resultados experimentais de estudo. Para vazões maiores, o valor do fluxo de calor se mostrou também maior, aumentando assim a troca de calor.

Assim, pode-se inferir a necessidade de conhecimento do campo de temperatura para se garantir o funcionamento ótimo de equipamentos onde são empregados os micro trocadores de calor. Para o contexto em células fotovoltaicas, a homogeneidade da temperatura e o resfriamento do fluido é proporcional á velocidade de entrada do fluido de trabalho, como proposto por Corrêa (2013).

3.3. Abordagem Bayesiana para Problemas Inversos em Transferência de Calor

Os problemas inversos em transferência de calor podem ser solucionados por meio de inúmeras técnicas. Os Filtros Bayesianos são métodos probabilísticos, possuindo as etapas recursivas de estimação e de atualização de estados dinâmicos para um dado sistema por meio de medições, modelos físicos, conhecimentos prévios do processo a ser estudado e entre outros. Dentre os inúmeros filtros existentes, os principais são os Filtros de Kalman e os Filtros de Partículas. Os Filtros de Partículas tiveram forte atenção nos anos 60. Entretanto, devido ao baixo poder computacional, eles foram preteridos por anos. Assim, com o desenvolvimento da indústria informática, sua utilização se tornou possível e viável. A vantagem dos filtros de partículas está no cálculo da distribuição posterior de probabilidades.

Naveira-Cotta *et al.* (2010) por meio da Inferência Bayesiana e Método de Monte Carlo com Cadeia de Markov para solução do problema inverso e da Técnica da Transformada Integral Generalizada para solução do problema direto estimaram os coeficientes de acomodação térmico e de escoamento para um problema de transferência de calor convectivo com fluxo de gás laminar incompressível em micro canais em regime de deslizamento.

Wang & Zabarás (2004) apresentaram a estimação de fluxo de calor em problemas uni e bidimensionais transientes de condução de calor por meio da abordagem Bayesiana com o Método de Monte Carlo com Cadeia de Markov. Para este trabalho, os resultados do problema direto foram obtidos por meio do Método dos Elementos Finitos. O fluxo de calor variou ao longo do tempo, sendo nulo inicialmente e crescendo linearmente, atingindo certo valor e decrescendo até se tornar nulo, sendo as estimativas apresentadas pertinentes no problema

proposto.

Orlande et al. (2011) estudam a utilização dos Filtros Bayesianos para estimação de estados e parâmetros em um problema de transferência de calor com condução de calor e também para problema de solidificação. Estes filtros são o Filtro de Kalman e Filtros de Partículas SIR e ASIR e as medições foram simuladas. O Filtro de Kalman apresenta menor custo computacional, entretanto são limitados para problemas lineares. Portanto, os Filtros de Partículas são mais robustos por conseguirem realizar a estimação em problemas não-lineares e/ou modelos não Gaussianos.

Colaço et al. (2012) utilizaram os Filtros Bayesianos SIR e ASIR para a estimação do fluxo de calor desconhecido para problema de convecção natural, realizando a respectiva comparação entre os métodos. Foi analisado também a frequência de medição e o número de partículas para cada filtro. Obteve-se resultados satisfatórios para ambos os filtros, sendo necessário menor número de partículas para o filtro ASIR em comparação ao SIR, apresentando também maior robustez para o problema proposto.

Silva (2012) realizou a aplicação dos Filtros de Partículas SIR e ASIR em um problema de estimação de estados para um problema de condução de calor transiente unidimensional, um problema de solidificação e na propagação de incêndio. Os resultados obtidos mostram que ambos os filtros SIR e ASIR foram satisfatórios para a estimação do problema de propagação de incêndio, sendo necessário menor número de partículas para o filtro ASIR em relação ao filtro SIR, o que culminou em menor custo computacional.

Knupp *et al.* (2012) realizaram um estudo de estimação de estado e parâmetro através da abordagem Bayesiana com o Método de Monte Carlo com Cadeia de Markov para identificação de propriedades termofísicas nos casos de um e três micro canais feitos de nanocompósitos. O problema direto foi solucionado pela Técnica da Transformada Integral Generalizada.

Varon *et al.* (2016) discutiram sobre a estimação combinada de estados e parâmetros em um problema para Tratamento de Câncer pelo método de Hipertermia por Radiofrequência. O algoritmo utilizado no trabalho para estimação de estados e parâmetros é o método de Liu e West, método este baseado no Filtro de Partículas ASIR, provendo resultados acurados mesmo com pequeno número de partículas ou para grandes valores de incerteza.

Muitos trabalhos com relação aos problemas inversos em transferência de calor foram desenvolvidos ao longo dos anos precedentes. Em determinados problemas, como por exemplo geometrias complexas e a não necessidade de criar um código próprio, é de interesse utilizar softwares comerciais para solução do problema direto. Muitas das vezes eles possuem

interfaces amigáveis que facilitam seu uso. Por isso, apresenta-se nesta seção trabalhos que utilizaram ao menos um software comercial.

Huang & Wang (1998) empregaram o software comercial ANSYS CFX para estimar o fluxo de calor através do Método do Gradiente Conjugado em um problema de condução de calor tridimensional. Para solução inversa, foi necessária a geração de medidas simuladas, com erros aditivos distribuídos de característica Gaussiana, média 0 e desvio padrão 1. Os resultados obtidos no problema inverso pelo Método do Gradiente Conjugado se apresentaram estáveis e acurados, mostrando grande potencial na utilização desta ferramenta de simulação numérica em CFD.

Similarmente, Huang & Chen (2000) apresentaram a utilização da ferramenta de simulação numérica ANSYS CFX com o Método do Gradiente Conjugado para um problema inverso de transferência de calor por convecção forçada, resultando em resultados confiáveis e acurados.

Ribeiro (2012) apresentou o estudo realizado por meio da ferramenta ANSYS CFX e técnicas Função Específica e Gradiente Conjugado de solução de problemas inversos em transferência de calor. Estes métodos são métodos de solução de problemas inversos diferentes dos propostos pelo atual trabalho, entretanto é de interesse apresentar o acoplamento entre sof. São validados os modelos uni e tridimensionais de condução de calor em regime transiente experimentalmente para amostras de aço inox AISIS 304. A estimação do problema inverso foi realizada na obtenção do fluxo de calor, alcançando assim resultados satisfatórios.

Cosmo (2017) realizou a integração do softwares comercial MATLAB e ANSYS Fluent para estimação de estados e parâmetros em um micro trocador de calor com três micro canais. O problema consistiu em estimar a velocidade de entrada do fluido do tipo constante aplicando o Filtro de Partículas SIR, apresentando bons resultados de estimação do filtro, sendo este grande influência para o presente trabalho.

4. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA DIRETO

Nesta seção, é apresentado a metodologia empregada para solução do problema de transferência de calor em micro trocadores de calor. A modelagem física do problema é apresentada com as equações governantes da transferência de calor e condições de contorno. Uma breve introdução ao Método dos Volumes Finitos é feita por fim, método numérico empregado no presente trabalho por meio do software ANSYS Fluent com validação de malha para geração de medidas simuladas.

4.1. Micro Trocadores de Calor: Introdução, Geometria e Hipóteses

Os micro trocadores de calor são atualmente de extremo interesse em áreas de engenharia em pequena escala, como por exemplo sistemas de arrefecimento de microeletrônicos, processos biomédicinais, metrologia e robótica. Eles são equipamentos fundamentais para um correto e eficiente funcionamento. Esta área da engenharia é conhecida como Micro Electro-Mechanical Sysyem (MEMS), onde se caracterizam por possuírem diâmetros na ordem de $1\mu\text{m}$ a 1mm (SHAKIR et al., 2011).

No presente trabalho, é considerado como modelo de estudo um micro trocador de calor com apenas um micro canal de características apresentadas por Knupp (2013). O principal objetivo deste trabalho está em estimar diferentes funções de velocidade de entrada no micro trocador de calor e, portanto, é utilizado apenas um micro canal. O esquema da geometria é apresentada na figura 2.

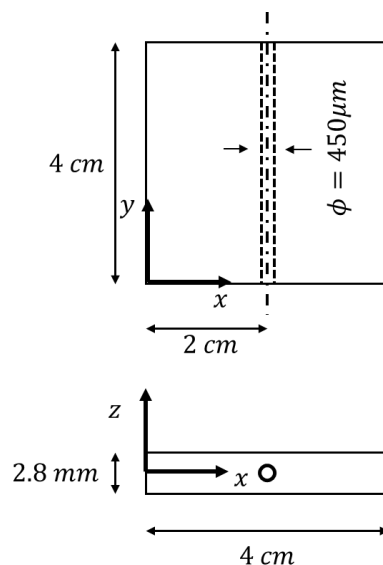


Figura 2. Geometria do micro trocador com um micro canal.

Fonte: Elaborada pelo autor (2019).

Tem-se portanto uma placa de 4cm por 4cm e espessura de 2,8mm. O micro canal possui 450 μ m de diâmetro, onde o fluido de trabalho em questão é a água. A placa é feita de um material nanocompósito, onde suas informações físicas são fornecidas na literatura de Knupp (2013). Tendo em vista a modelagem matemática, é utilizado o seguinte conjunto de equações: equação da continuidade (4.1), equação do momento (4.2) e equação da energia (4.3).

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (4.1)$$

$$\rho \left(\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} \right) + \rho (\mathbf{u} \cdot \nabla) \mathbf{u} = -\nabla p + \mu \nabla^2 \mathbf{u} \quad (4.2)$$

$$\rho C_p \frac{\partial T}{\partial t} + \rho C_p \mathbf{u} \cdot \nabla T = \nabla \cdot (k \nabla T) \quad (4.3)$$

Onde ρ é a massa específica, \mathbf{u} é o vetor com as componentes u, v e w (direções x, y e z, respectivamente) da velocidade, μ a viscosidade, T a temperatura, p é a pressão, k a condutividade térmica e C_p a capacidade térmica.

Como modelagem de condições de contorno para o problema direto, utilizou-se também as condições de contorno propostas por Knupp (2013) *a priori* para validação do modelo direto. Portanto, tem-se nas faces superiores e inferiores (figura 3.a) do domínio sólido troca de calor por convecção com o meio externo de coeficiente convectivo conhecido h e temperatura externa T_∞ , definindo assim esta condição de contorno como:

$$\begin{cases} -k \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{z=0,0014} = h(T_\infty - T(x, y, 0,0014, t)), & 0 < x < 0,04, \quad 0 < y < 0,04 \\ -k \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{z=-0,0014} = h(T_\infty - T(x, y, -0,0014, t)), & 0 < x < 0,04, \quad 0 < y < 0,04 \end{cases} \quad (4.4)$$

Nas faces laterais (figura 3.b), Knupp considerou a troca de calor desprezíveis, ou seja, adotam-se superfícies adiabáticas, de fluxo de calor nulo. Assim, a equação entre característica da condição de contorno para as paredes laterais do micro trocador de domínio sólido pode ser escrita da forma como é apresentado pela equação 4.5.

$$\left\{ \begin{array}{l} \left. \frac{\partial T}{\partial y} \right|_{x=0} = 0, \quad 0 < x < 0,04, \quad -0,0014 < z < 0,0014 \\ \left. \frac{\partial T}{\partial y} \right|_{x=0,04} = 0, \quad 0 < x < 0,04, \quad -0,0014 < z < 0,0014 \\ \left. \frac{\partial T}{\partial x} \right|_{y=0} = 0, \quad 0 < y < 0,04, \quad -0,0014 < z < 0,0014 \\ \left. \frac{\partial T}{\partial x} \right|_{y=0,04} = 0, \quad 0 < y < 0,04, \quad -0,0014 < z < 0,0014 \end{array} \right. \quad (4.5)$$

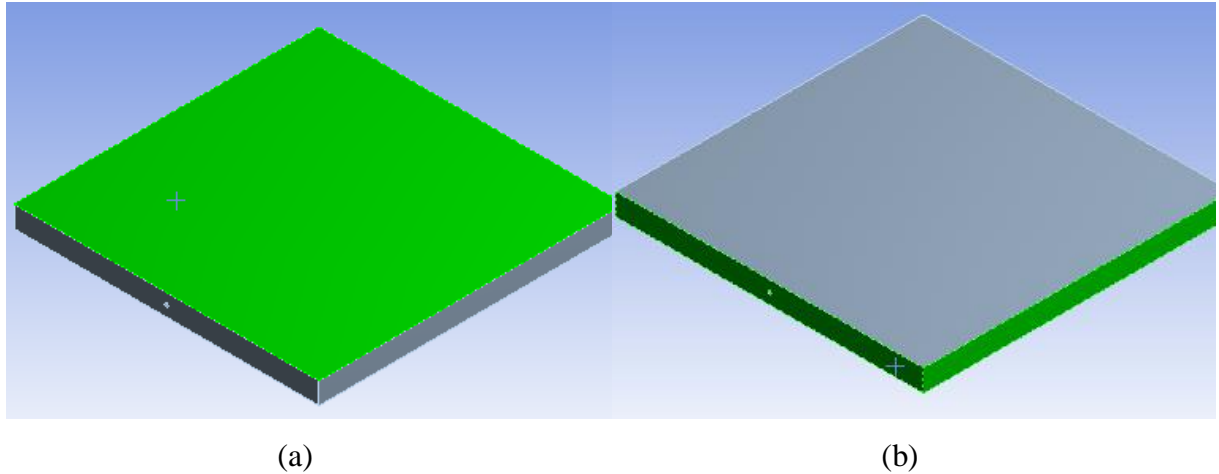


Figura 3. (a) Condição de Contorno: Fluxo de calor por convecção. (b) Condição de Contorno: Superfície adiabática.

Para o modelo interpretado pelo software ANSYS Fluent, há presente dois domínios: domínio sólido e domínio fluido. Para o domínio sólido, apenas a equação de energia (equação 4.3) é válida pois não há velocidade para este domínio. Para o domínio fluido, as equações aplicadas são da continuidade (4.1), momento (4.2) e energia (4.3).

Portanto, o modelo presente neste trabalho, além das condições de contorno descritas anteriormente, considera um problema tridimensional transiente com escoamento em um micro canal, com condição de não deslizamento nas paredes, fluido incompressível, conservação do calor e massa, escoamento laminar e fluxo de calor na interface fluido-sólido.

Knupp (2013) utiliza em seu trabalho o Método do Domínio Único para obtenção de resultados numéricos de micro trocador de calor. Para obtenção dos resultados do problema direto neste trabalho, é utilizado o software comercial ANSYS Fluent que utiliza Método dos Volumes Finitos.

A discretização consiste em aproximar as equações diferenciais por meio de um sistema de equações algébricas para as variáveis presentes no espaço e tempo (no caso de problemas

transientes) (Ferziger, 2002). Entre os métodos de discretização, pode-se citar como os mais utilizados: Método das Diferenças Finitas, Método dos Volumes Finitos e Métodos dos Elementos Finitos. Para a solução das equações governantes apresentadas por (4.1), (4.2) e (4.3) se utiliza os Métodos dos Volumes Finitos, método este de discretização muito consolidado e utilizado pela indústria e academia. O software utilizado neste trabalho ANSYS Fluent utiliza a discretização dos Volumes Finitos.

Brevemente, o Método dos Volumes Finitos adota a forma integral das equações governantes. O domínio físico é dividido em um número finito de subdomínios chamados de Volumes de Controle contínuos, aplicando as equações para cada subdomínio e realizando assim um balanço conservativo. Cada volume de controle possui um nó computacional e faz-se aproximações com fórmulas de quadratura apropriadas para integrais de superfície, onde serão feitas interpolações entre os volumes de controle vizinhos. A soma desses subdomínios formam o domínio completo, chamando o conjunto destes subdomínio de malha (Ferziger, 2002). Para um problema tridimensional, pode-se ver um volume de controle típico na figura 4:

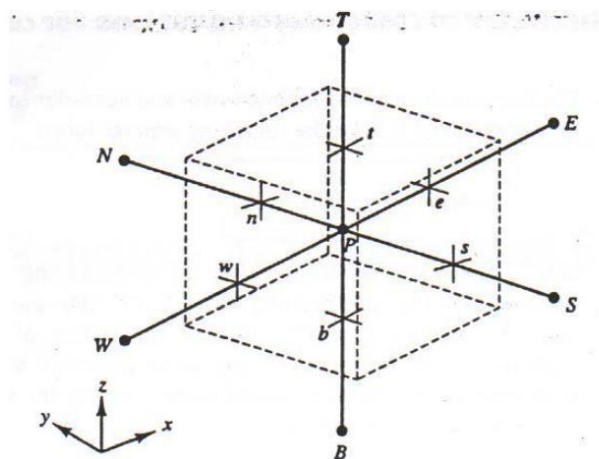


Figura 4. Volume de Controle comumente encontrado e com notações típicas para uma malha tridimensional.

Fonte: Neto *et al.*, 2009.

4.2. Teste de Malha

Uma etapa importante nos métodos numéricos está na geração de malha. De forma geral, a malha quanto mais refinada for, ou seja quanto menor forem os volumes de controle para divisão do domínio em estudo, mais precisos serão os resultados obtidos nas simulações (Cóstola & Alucci, 2011). Cost (2004) propõe o refinamento de malha, sendo um processo iterativo de comparação de malhas, tal que não aja diferenças significativas nos resultados, pois

malhas mais “grossas” comprometem na convergência dos resultados. Assim, seu refinamento deve ser tal que aja convergência de resultados sem a necessidade de malhas muito refinadas, visto que no processo de solução iterativa dos métodos numéricos haverá matrizes de grandes dimensões, aumentando assim o esforço (e desnecessário) computacional. Assim, para este trabalho, será realizado o teste de independência de malhas para assim possibilitar a geração de medidas simuladas para sua utilização na solução dos problemas inversos, visto a necessidade de resultados mais acurados como informações de medição.

Portanto, foi realizado o teste de malha com o intuito de convergir o resultado do ponto de medição a ser utilizado neste trabalho para assim gerar medições experimentais simuladas. Os dados de entrada para o ANSYS Fluent utilizados são apresentados pela tabela 1. Estes dados são referidos do trabalho de estudo realizado por Knupp (2013) para um micro canal, sendo possível portanto validar o modelo numérico.

Tabela 1. Propriedades físicas do problema direto para o micro trocador de calor com um micro canal.

Fonte: Knupp (2013).

Propriedade	Valor
Temperatura ambiente (K)	298,55
Velocidade de entrada do fluido (m/s)	0,105
Temperatura de entrada do fluido (K)	321,55
Capacidade térmica do sólido (J/m ³ K)	1.750.000
Condutividade térmica do sólido (W/m K)	0,204
Coefficiente de convecção (W/m ² K)	11
Fluido de trabalho	Água
Sólido de trabalho	Nanocompósito

Considera-se que a placa e o fluido de trabalho inicialmente se encontram a temperatura ambiente. Assim, foram realizados testes com 6 malhas diferentes, sendo a malha 1 inicialmente gerada com o modelo padrão do próprio software ANSYS Meshing, software de geração de malha do pacote ANSYS, e assim progressivamente sendo refinada para convergência dos resultados. A tabela 2 apresenta as malhas com respectivos números de nós.

Tabela 2. Malhas utilizadas neste trabalho e os respectivos números de nós.

Malha	Número de nós
1	8176
2	20843
3	87235
4	104447
5	206228
6	806441

Portanto, a malha 6 (apresentada na figura 5) foi utilizada para validação do modelo com os resultados experimentais obtidos por Knupp (2014) pois apresentou a convergência dos resultados de malha.

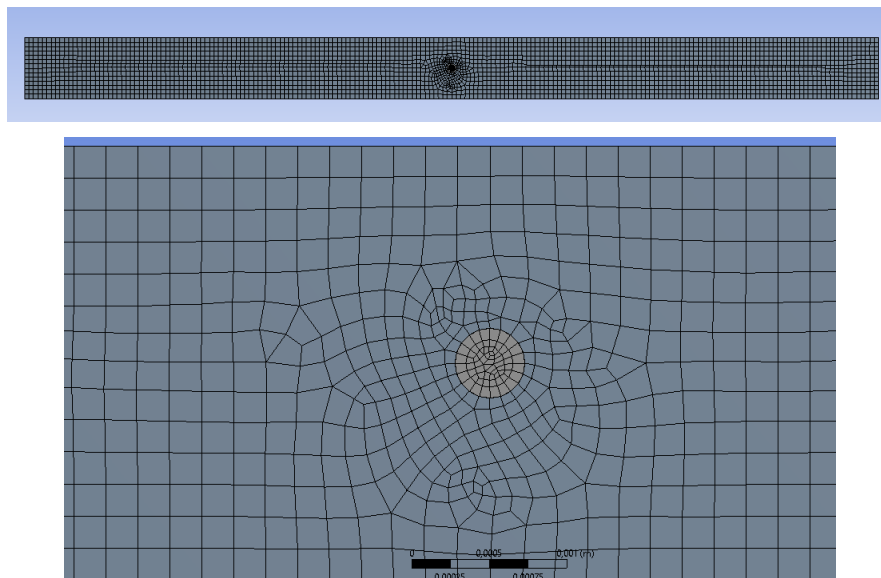


Figura 5. Vistas da malha gerada 6 para a geometria do micro trocador utilizado no problema direto

Para efeito de validação da malha, foi adotado medidas experimentais apresentadas por Knupp (2013). As medidas são localizadas com relação a linha de medição na superfície superior da placa (quando $z = 0,0014\text{m}$) ao longo do eixo x localizada a 2cm da entrada do fluido (eixo y), como pode ser visualizado na figura 6.

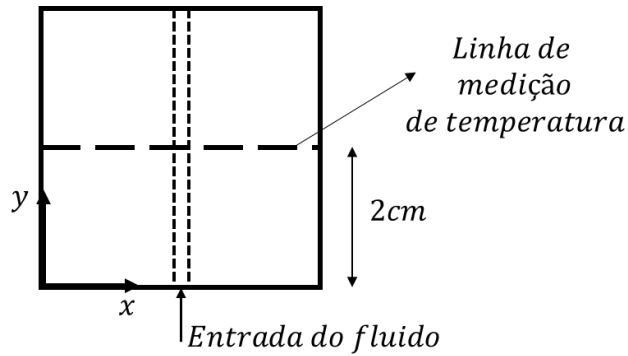


Figura 6. Representação da linha de medição experimental na superfície externa para validação entre os resultados experimentais e numéricos

Logo, os resultados obtidos pela malha 6 e os resultados experimentais de Knupp são apresentados na gráfico 1. Estes resultados são para o instante em que o processo atinge o regime permanente. No gráfico 2, apresenta-se a diferença entre ambos (esta diferença é considerada na solução do problema inverso como ruído). Portanto, com isso, pode-se inferir que a malha 6 possui diferença máxima absoluta menor que 2,5K, validando-a portanto e possibilitando-a ser empregada para a geração de medidas simuladas.

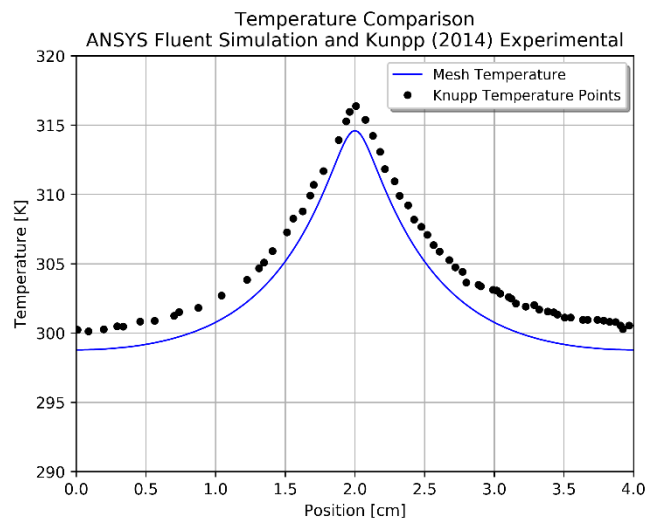


Gráfico 1. Comparação dos resultados obtidos experimentalmente por Knupp (2013) e numericamente pelo modelo implementado no ANSYS Fluent.

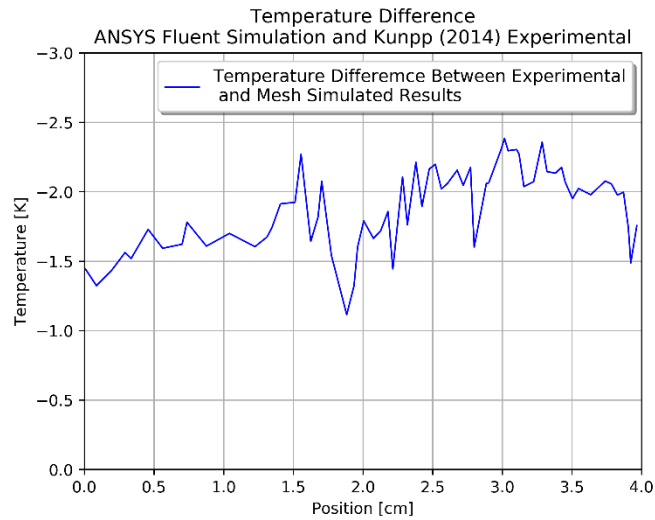


Gráfico 2. Representação da diferença absoluta entre os Resultados obtidos experimentalmente por Kunpp (2013) e numericamente pelo software ANSYS Fluent

4.3. Geração de Medidas Simuladas

As medidas experimentais simuladas foram geradas através da utilização da malha 6, a qual obteve-se a convergência dos resultados e fora validada com valores experimentais para os três casos estabelecidos neste trabalho: constante, degrau e rampa. As medidas experimentais simuladas foram geradas com passo de tempo entre as aquisições de 30 segundos e elas foram geradas de acordo com a equação (4.6):

$$z(k) = T(t_k) + \tau \cdot W_M \quad (4.6)$$

Onde τ é o ruído presente na medição do problema e W_M é um número aleatório de distribuição gaussiana, média 0 e desvio padrão 1. Este ruído τ é adotado como sendo 0,5% do valor máximo da temperatura exata, sendo assim de aproximadamente 1,7K. Com isso, para cada instante de tempo onde se tem a medição é acrescido um ruído aleatório.

Para a solução de problemas inversos, é importante o conhecimento do coeficiente de sensibilidade. De acordo com Orlande *et al.* (2011), é desejável possuam valores altos e estes coeficientes são calculados de acordo com a equação (4.7):

$$J(P) = \left[\frac{\partial T^T(P)}{\partial P} \right]^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial T_1}{\partial P_1} & \frac{\partial T_1}{\partial P_2} & \frac{\partial T_1}{\partial P_3} & \dots & \frac{\partial T_1}{\partial P_N} \\ \frac{\partial T_2}{\partial P_1} & \frac{\partial T_2}{\partial P_2} & \frac{\partial T_2}{\partial P_3} & \dots & \frac{\partial T_2}{\partial P_N} \\ \frac{\partial T_3}{\partial P_1} & \frac{\partial T_3}{\partial P_2} & \frac{\partial T_3}{\partial P_3} & \dots & \frac{\partial T_3}{\partial P_N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial T_l}{\partial P_1} & \frac{\partial T_l}{\partial P_2} & \frac{\partial T_l}{\partial P_3} & \dots & \frac{\partial T_l}{\partial P_N} \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Em que ∂T é a variação diferencial da temperatura no ponto medido e ∂P é a variação diferencial do parâmetro. Assim, em problemas inversos deseja-se grandes variações para a temperatura no ponto de medição para pequenas variações do parâmetro P (aqui no caso será a velocidade de entrada). Visando obter a melhor estimativa de estados e parâmetros, foi realizado primeiramente um teste de sensibilidade na superfície superior do micro trocador, simulando portanto a medição por câmera infravermelha, como realizada por Knupp (2013) e Cosmo (2017) no caso do micro trocador de calor com apenas um micro canal. O resultado de sensibilidade na superfície com a variação da velocidade de entrada do fluido de trabalho é indicado na figura 7. A origem se localiza em $x = 0$ está a linha de centro do micro trocador e a origem do eixo $y = 0$ indica a região de entrada do fluido de trabalho, sendo consequentemente $y = 4 \text{ cm}$ a região de saída.

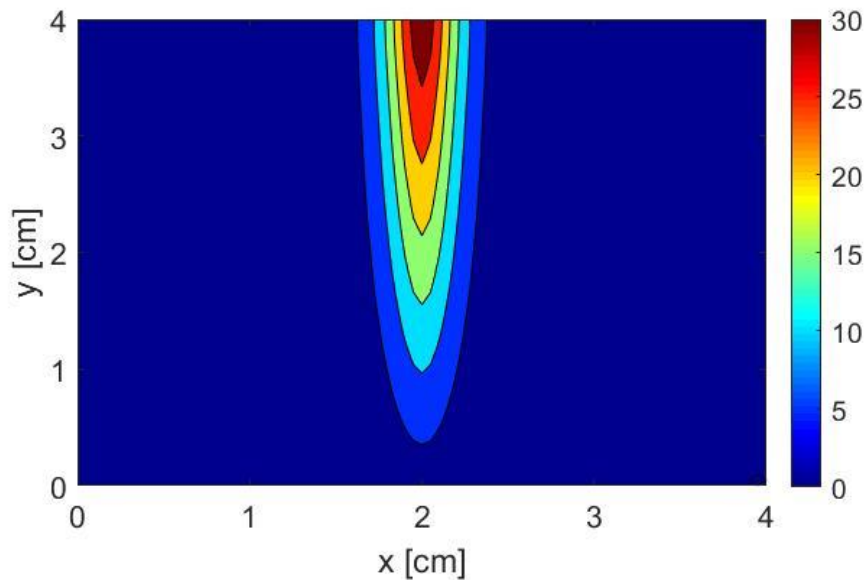


Figura 7. Representação do coeficiente de sensibilidade na superfície superior para variação da velocidade de entrada.

Pode-se perceber que a região de maior sensibilidade se encontra na superfície externa do micro trocador próxima a saída na linha de centro do micro trocador de calor. Assim, o ponto de medição foi escolhido como sendo o ponto da superfície superior da placa próxima da saída do fluido devido a maior sensibilidade à variação da velocidade de entrada do fluido.

Para uma análise precisa, propõe-se um estudo de sensibilidade para os pontos alinhados à linha de centro do trocador de calor: $P1$, $P2$, $P3$, $P4$ e $P5$, como representado na figura 8. Eles são espaçados de distância $L = 0,95\text{ cm}$, sendo os pontos $P1$ e $P5$ a $0,1\text{ cm}$ espaçados da entrada e da saída, respectivamente.

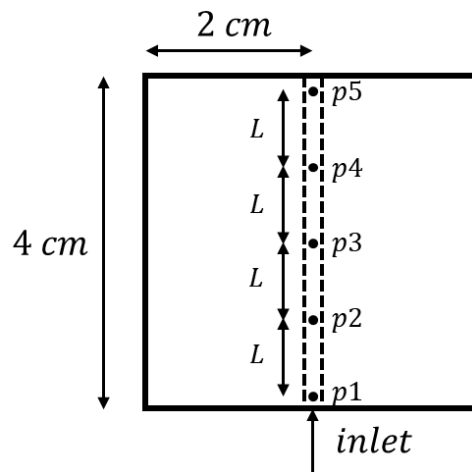


Figura 8. Representação dos pontos de medição para o estudo de sensibilidade.

Com isso, na tabela 3 é apresentado os coeficientes calculados nos pontos estudados. Portanto, para este trabalho utilizou-se apenas um ponto de medição, próximo a saída do fluido no micro trocador de calor, o ponto $P5$.

Tabela 3. Valor de Sensibilidade para os Termopares Considerados para Utilização na Medição de Medidas Simuladas

Sensor	$\frac{\partial T}{\partial v}$
P1	2,6039
P2	10,7446
P3	18,8828
P4	26,5741
P5	33,3023

Portanto, pode-se realizar a geração das medidas simuladas afim de serem utilizadas

para o estudo do problema inverso. Como estabelecido anteriormente, foram estudados três casos para estimação da velocidade de entrada e temperatura: função constante, função degrau e função rampa.

4.3.1. Função Constante

Para primeiramente gerar as medidas simuladas com as propriedades físicas e os ruídos estabelecidos anteriormente para o caso para o perfil de velocidade de entrada constante foi configurado no software de simulação numérica *ANSYS Fluent*. É observado na gráfico 3 o perfil de velocidade adotado para este caso e o gráfico de temperatura exata e medida simulada ao longo do tempo. Ao iniciar o processo a 280K, a temperatura no ponto de medição cresce ao longo do tempo, atingindo temperatura de aproximadamente 340K (aproximadamente 67°C), atingindo assim o regime permanente.

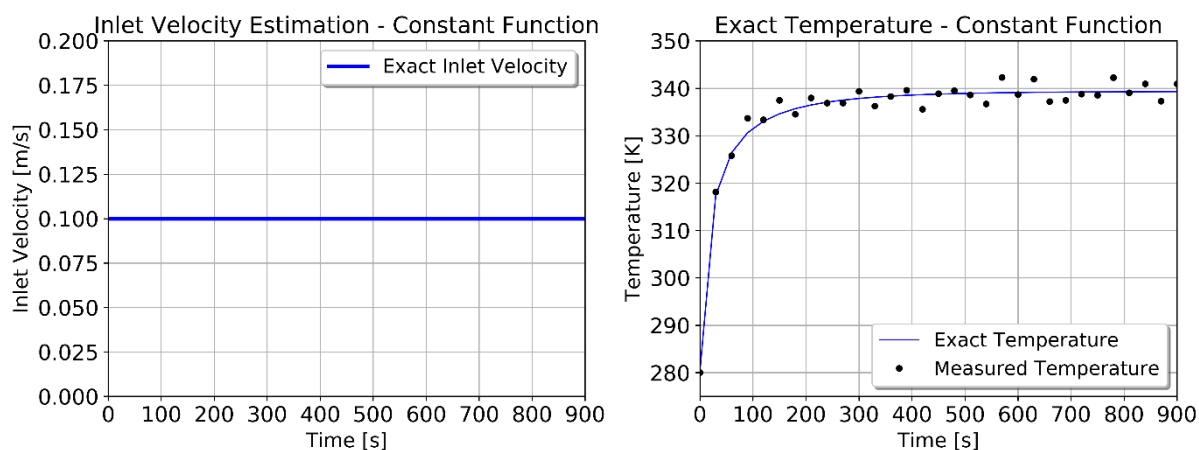


Gráfico 3. Perfil de velocidade constante (esquerda) e temperatura resultante (direita).

4.3.2. Função Degrau

Para o caso de função do tipo degrau, a velocidade inicial é mantida constante até 450 segundos de processo, sendo esta reduzida em 90%. Assim, similarmente à metodologia utilizada para função constante, foram geradas medidas simuladas com as propriedades físicas e os ruídos estabelecidos anteriormente com o dado perfil de velocidade e obtendo assim o perfil de temperatura no ponto, representados no gráfico 4.

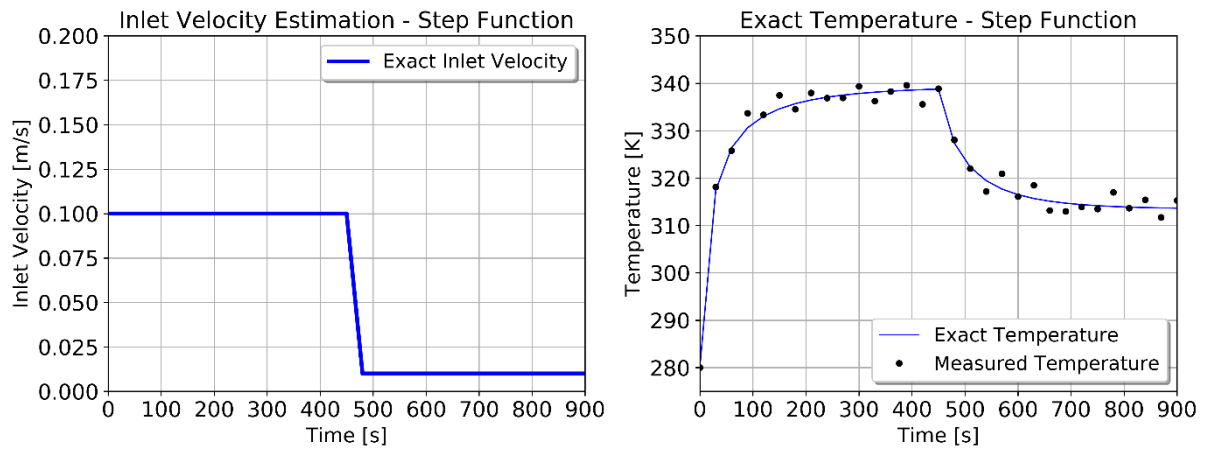


Gráfico 4. Perfil de velocidade degrau (esquerda) e temperatura resultante (direita).

É possível observar que ao atingir o instante de 450 segundos, onde a temperatura no ponto medido atinge um resultado próximo a 340K (aproximadamente 67 °C), a temperatura decai bruscamente devido a queda da velocidade, atingido ao final de medição temperatura próxima a 313K (aproximadamente 40 °C).

4.3.3. Função Rampa

Por fim, as medidas para função de velocidade do tipo rampa foram geradas. Ela foi caracterizada como inicialmente constante e após 450s a velocidade decai linearmente, até atingir 90% de seu início. O gráfico 5 apresenta o perfil de velocidade do tipo rampa e o gráfico de temperatura exata e medida simulada ao longo do tempo.

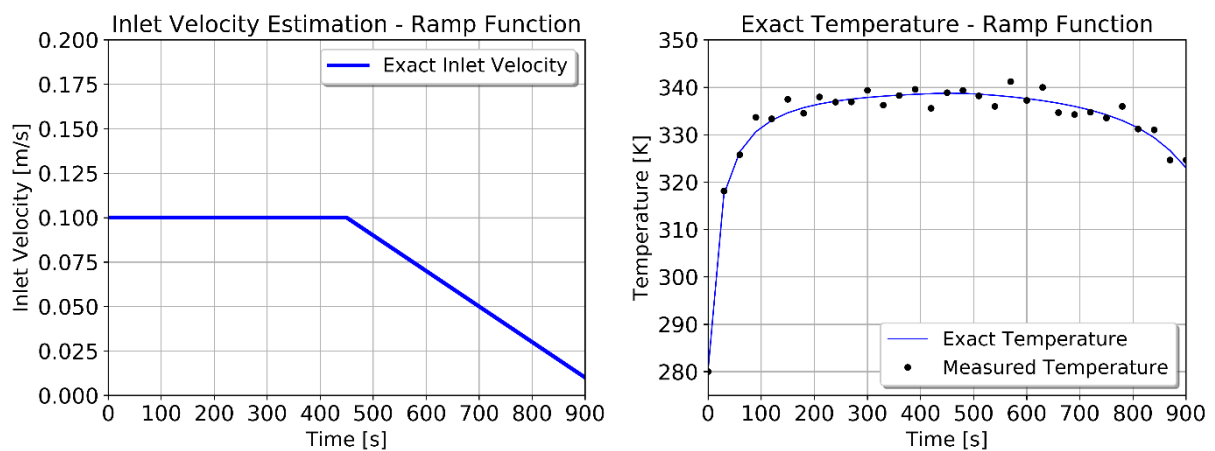


Gráfico 5. Perfil de velocidade rampa (esquerda) e temperatura resultante (direita).

Os resultados obtidos pelo problema direto para geração das medidas simuladas mostram que a temperatura no ponto de medição decai gradualmente, sendo mais acentuada nos instantes finais, após aproximadamente 700 segundos, atingindo temperatura no instante final de aproximadamente 325K (em torno de 52 °C).

5. FORMULAÇÃO MATEMÁTICA DO PROBLEMA INVERSO

Na presente seção, apresenta-se primeiramente a Inferência Bayesiana, Integração de Monte Carlo e Simulação de Amostragem por Importância, os conceitos de problemas de estimação de estados e a formulação matemática utilizando os Filtros de Partículas SIR (Sampling Importance Resampling) e ASIR (Auxiliary Sampling Importance Resampling). Após a apresentação matemática geral, é exposto a metodologia iterativa para estimação dos estados e parâmetros.

5.1. Inferência Bayesiana em Problemas Inversos

A utilização da Inferência Bayesiana em problemas inversos é de extrema importância para assimilação de informações atuais e antigas. Isso é realizado por meio do Teorema de Bayes para reduzir as incertezas da estimação. Todas as variáveis que estão presentes no modelo são modeladas como variáveis aleatórias.

É considerado primeiramente um vetor \mathbf{x} como o vetor de estados e \mathbf{z} o vetor de observações. Sabendo que as informações contidas em \mathbf{z} estão relacionadas ao vetor de estados \mathbf{x} , pode-se determinar uma distribuição condicional de \mathbf{x} dado \mathbf{z} . E portanto, pelo Teorema de Bayes, é possível escrever que a distribuição da informação a posteriori como na equação (5.1).

$$\pi_{posteriori}(\mathbf{x}) = \pi(\mathbf{x}|\mathbf{z}) = \frac{\pi(\mathbf{z}|\mathbf{x})\pi_{priori}(\mathbf{x})}{\pi(\mathbf{z})} \quad (5.1)$$

Onde $\pi_{posteriori}(\mathbf{x})$ é a distribuição a posteriori a ser calculada, $\pi_{priori}(\mathbf{x})$ é a densidade de probabilidade a priori (informação do estado do instante anterior em relação ao instante de medição), $\pi(\mathbf{z}|\mathbf{x})$ é dita como a função de verossimilhança, esta que representa a probabilidade de obter as medidas \mathbf{z} quando se possui as informações de \mathbf{x} , e $\pi(\mathbf{z})$ é a densidade de probabilidade marginal de medição, ao qual fará papel de normalização.

5.2. Problema de Estimação de Estados e Parâmetros

Os problemas inversos são caracterizados quando são desconhecidas condições de contorno em função do tempo, propriedades termofísicas do material em questão e entre outros parâmetros, sendo estes de interesse a serem estimados. Isso é realizado de forma indireta

através de medições de temperatura transientes em um ou mais pontos de medição. Portanto, os problemas inversos visam obter estimativas das “causas” a partir dos “efeitos” que são obtidos por meio de medições (Orlande et al., 2011).

Em problemas inversos onde as propriedades de interesse são dependentes do tempo, estes problemas são conhecidos como problemas inversos não estacionários. Estes problemas também são conhecidos como problemas de estimação de estado (KAIPO; SOMERSALO, 2004). Para serem solucionados, eles necessitam da modelagem do modelo de evolução do problema em questão, representado em espaço de estados de sistemas dinâmicos no decorrer do tempo, e do modelo de observação, no caso são as medições realizadas.

Primeiramente, a representação do modelo de evolução dado pelo vetor que contém os estados \mathbf{x} pela equação (5.2):

$$x_k = f_{k-1}(x_{k-1}, \theta_{k-1}, v_{k-1}) \quad (5.2)$$

A função \mathbf{f} representa uma função não-linear, $\boldsymbol{\theta}$ o vetor de entrada de parâmetros e \mathbf{v} o vetor de ruído de modelo. O subscrito \mathbf{k} representa o instante de tempo t_k , que varia entre o instante inicial t_0 até o instante final t_f . O vetor de estados \mathbf{x} contém as variáveis a serem estimadas. Os valores dos ruídos do modelo de evolução \mathbf{v}_i e \mathbf{v}_j são mutuamente independentes entre si para quaisquer valores de \mathbf{i} e \mathbf{j} (KAIPO; SOMERSALO, 2004).

Assim, o modelo de observação pode ser representado como apresentado na equação (5.3):

$$z_k = h_k(x_k, n_k) \quad (5.3)$$

O vetor \mathbf{z} contém as medidas ao longo do tempo. Os ruídos de medição são representados pelo vetor \mathbf{n} . A função \mathbf{h} é conhecida e pode ser ou não linear. Similarmente aos valores dos ruídos do modelo de evolução, os valores do ruído do modelo de observação \mathbf{n}_i e \mathbf{n}_j também são mutuamente independentes entre si para quaisquer valores de \mathbf{i} e \mathbf{j} (KAIPO; SOMERSALO, 2004).

Conhecidos os modelos de evolução e de observação, o problema de estimação de estados do vetor \mathbf{x}_k é realizada assumindo as seguintes hipóteses (KAIPO; SOMERSALO, 2004):

- (i) A sequência de \mathbf{x}_k , $k=1,2,\dots$, é um processo Markoviano de primeira ordem, ou seja:

$$\pi(x_{k+1} | x_0, x_1, \dots, x_k) = \pi(x_{k+1} | x_k)$$

- (ii) A sequência \mathbf{z}_k , $k=1,2,\dots$, é um processo Markoviano com respeito à história de \mathbf{x}_k , ou seja:

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

- (iii) A sequência de \mathbf{x}_k , $k=1,2,\dots$, depende apenas do instante da observação anterior a ela $\mathbf{k}-1$, ou seja:

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

De acordo com Kaipo e Somersalo (2004), assumindo os processos estocásticos \mathbf{x}_k e \mathbf{z}_k , podem ser classificados em quatro diferentes problemas:

1. Problema de Predição de Estado, quando é de interesse estimar $\pi(x_{k+1}|z_k)$;
2. Problema de Filtro de Estado, com intuito de estimar $\pi(x_k|z_{1:k})$;
3. Problema de Suavização com Retardo Fixo de Estado (na literatura *Fixed-lag Domain Smoothing Problem*) cuja estimação é feita em $\pi(x_k|z_{1:k+p})$ com $p \geq 1$ o retardo fixo;
4. Problema de Suavização de Domínio Inteiro de Estado (na literatura *Whole-Domain Smoothing Problem*), sendo objetivo estimar $\pi(x_k|z_{1:k})$ com número finito de k .

Anderson & Moore (1979) classificam o problema de previsão com principal objetivo de obter informações para um determinado instante de tempo “ $t + \delta$ ”, sendo δ maior que 1. Quando se trata de um problema de filtro, o valor de δ se torna igual a 1, caracterizando portanto como um problema on-line. Para problemas de suavização, o intuito está em obter a estimativa dos estados em um dado instante “ t ” por meio das medições posteriores (ou seja, “ $t + \delta$ ”, sendo δ maior que 1).

O problema proposto neste trabalho consiste em um problema de filtro, ou seja, onde se deseja obter uma estimação de estados online. Supondo que as condições iniciais $\pi(x_0|z_0) = \pi(x_0)$ são devidamente conhecidas, as informações a posteriori $\pi(x_k|z_{1:k})$ serão estimadas ao longo do tempo. Este problema pode ser solucionado com a utilização dos Filtros Bayesianos, onde seu principal objetivo é propor uma estimação de estado através da abordagem Bayesiana, afim de reduzir incertezas para tomadas de decisão futuras, através de duas etapas: predição e atualização (KAIPO; SOMERSALO, 2004). A figura 9 mostra estas etapas de predição e atualização presentes nos Filtros Bayesianos.

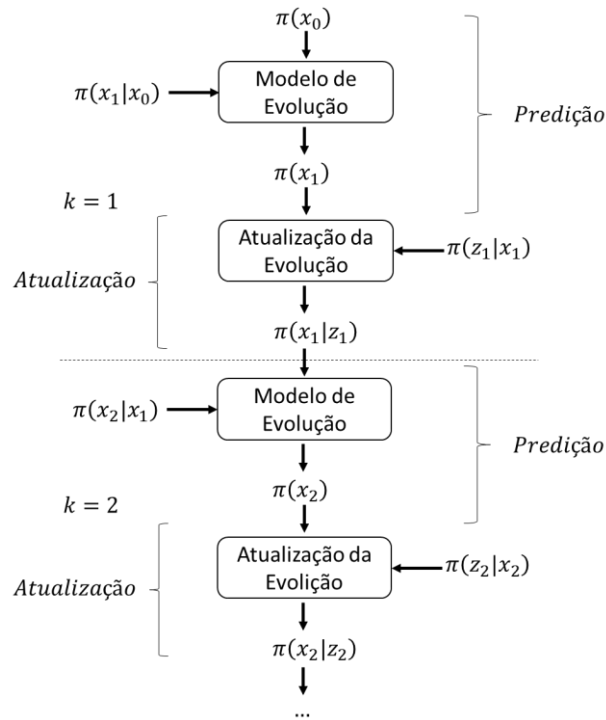


Figura 9. Esquema das etapas de Predição e Atualização dos Filtros Bayesianos.

Fonte: Adaptação de Kaipo & Somersalo, 2004.

No presente trabalho, o Filtro Bayesiano utilizado é o Filtro de Partículas. Para melhor compreensão dos diferentes filtros, é apresentado na seção posterior o funcionamento do Filtro SIS (Sequential Importance Sampling), que é a base dos diferentes Filtros de Partículas. Em seguida, é apresentado os filtros utilizados neste trabalho: SIR (Sampling Importance Resampling) e ASIR (Auxiliary Sampling Importance Resampling).

5.3. Filtro de Partículas

O Filtro de Partículas é uma técnica de estimação de estados e parâmetros através da aplicação recursiva da Inferência Bayesiana por meio de simulações de Monte Carlo (ARULAMPALAM *et al.*, 2002). Ele consiste em um método iterativo baseado em cadeias de Markov, sendo este utilizado para obtenção da melhor distribuição a posteriori e cálculo de estimativas amostrais desta distribuição (ORLANDE *et al.*, 2011). Isso é realizado através das medições realizadas ao longo do tempo e o conhecimento do fenômeno físico em questão para sua correta modelagem e estimar os estados que são variados ao longo do tempo.

De uma maneira sucinta, o principal objetivo dos Filtros de Partículas é de indicar a densidade de probabilidade a posteriori através de amostras randômicas, chamadas de partículas, com respectivos pesos. A informação a priori em um dado instante de tempo t_{k-1} ,

$\pi(x_k|z_k)$, é utilizada para obter a melhor estimativa para o instante de tempo a posteriori, $\pi_{posteriori}(x)$, no instante t_{k+1} por meio das medições realizadas z_k . O cálculo dos pesos é realizado por meio da função de verossimilhança. Assumindo que os ruídos de medição possuem característica de uma distribuição Gaussiana, com média zero e valor de covariância conhecida, e que os erros são aditivos, a função de verossimilhança é escrita da forma (ORLANDE *et al.*, 2011):

$$\pi(z|x) = \frac{1}{(2\pi\sigma_M^2)^{-n/2}} \exp\left\{-\frac{(z - F(x))^T(z - F(x))}{2\sigma_M^2}\right\} \quad (5.4)$$

Em que σ_M é a matriz de covariância do erro de medição e $F(x)$ é o estado obtido pelo modelo de evolução, que é comumente adotado como sendo a temperatura no ponto de medição obtido pelo modelo, e z o vetor de observação citado pela equação (5.4). Por conseguinte, pode-se introduzir o conceito e modelagem dos Filtros de Partículas SIS, SIR e ASIR.

5.3.1. Filtro de Partículas SIS

O filtro SIS, abreviação para *Sequential Importance Sampling*, é base para a maioria dos filtros desenvolvidos nas últimas décadas (Arulampalam *et al.*, 2002). Ele consiste na geração de N amostras randômicas, chamadas de partículas, tal que $\{x_{0:k}^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ seja o conjunto destas partículas com respectivos pesos $\{w_k^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ e $x_{0:k} = \{x_j, j = 1, 2, \dots, N\}$ o estado no instante t_k . Assim, Doucet *et al.* (2000) aproxima a densidade a posteriori segundo a equação (5.5):

$$\pi(x_k|z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (5.5)$$

Em que $\delta(\cdot)$ representa a função de Delta de Dirac e:

$$w_k^i \propto \frac{\pi(z_k|x_k^i)\pi(z_k|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)} \quad (5.6)$$

Os pesos são normalizados segundo a equação (5.7):

$$W_k^i = \frac{w_k^i}{\sum w_k^i} \quad (5.7)$$

Um esquema de funcionamento geral do Filtro de Partículas para estimação de estados e parâmetros em problemas inversos é apresentado na figura 10:

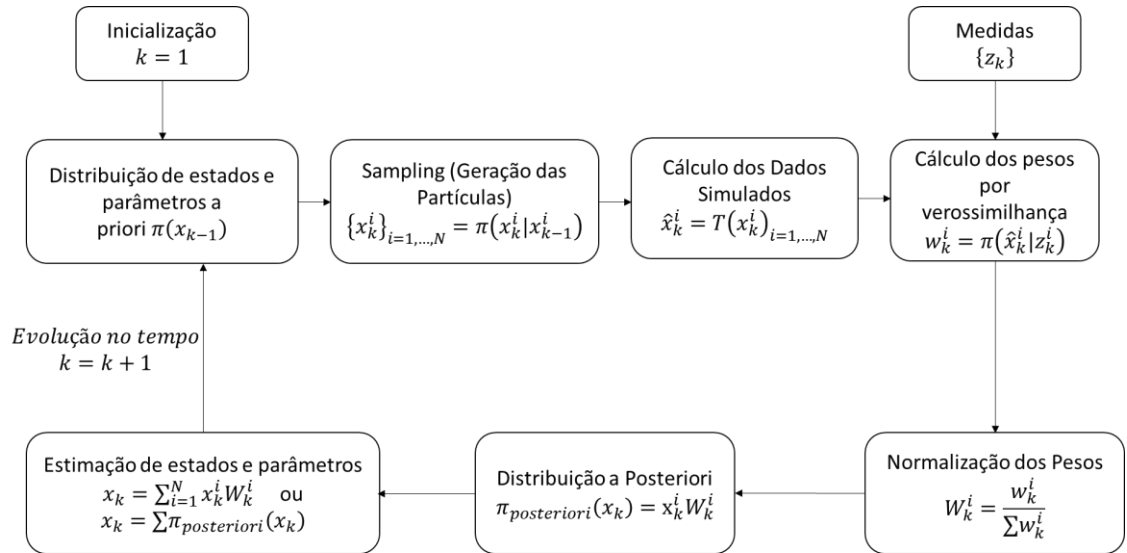


Figura 10. Diagrama do algoritmo do Filtro de Partículas para Problemas Inversos.

5.3.2. Filtro de Partículas SIR

O problema presente nos filtros de partículas SIS está no processo de degeneração de partículas com a atualização das iterações ao longo do tempo (ARULAMPALAM *et al.*, 2002). Isso acontece com as partículas que eventualmente apresentam pesos irrelevantes ou quase nulos. Um método para representação da eficiência das partículas pode ser expressa como (KONG *et al.*, 2000):

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (5.8)$$

Sabendo que N é o número de partículas utilizado, é possível perceber que $N_{eff} \leq N$ (ARULAMPALAM *et al.*, 2002). Quando N_{eff} é muito pequeno, é possível inferir que a degeneração das partículas foi considerável, comprometendo as iterações a serem realizadas posteriormente. Assim, para contornar tal problema, utiliza-se uma etapa nomeada de

Reamostragem, originalmente do inglês *Resampling*. A adição desta etapa de Reamostragem no Filtro SIS caracteriza assim o Filtro SIR, abreviação para *Sampling Importance Resampling*. Este procedimento é realizado de acordo com a *etapa 3* apresentada na tabela 1. Em suma, o algoritmo de *Resampling* visa comparar os pesos calculados e realizar a substituição de partículas com pesos irrelevantes por partículas que apresentam pesos maiores, mantendo portanto candidatos de maior relevância. A figura 11 apresenta de maneira sucinta a etapa de *resampling*, onde as partículas representadas por pontos pretos maiores são as de interesse e que devem ser mantidas num dado instante de tempo.

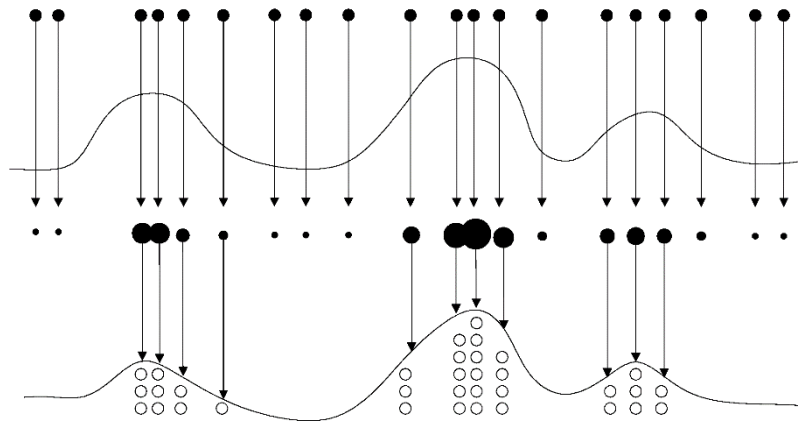


Figura 11. Esquema da etapa de Resampling para eliminação de partículas de menor peso.

Fonte: Foster, 2017.

O algoritmo com as etapas do método SIR, incluindo a etapa de Reamostragem, para todos os passos de tempo é resumido na tabela 1.

Tabela 4. Algoritmo para o Filtro de Partículas SIR.

1) Inicialização → k=1

Gere o conjunto de partículas de distribuição inicial $\pi(x_0)$

Obtenha a Distribuição a Posteriori $\pi(x_1|x_0)$ pelo modelo de evolução

2) Avaliação dos pesos

Calcule os pesos para cada partícula pela função de verossimilhança com a equação (5.5):

$$w_k^i = \pi(x_k^i | z_k)$$

Normalize os pesos com a equação (5.7):

$$W_k^i = \frac{w_k^i}{\sum w_k^i}$$

3) Etapa de *Reamostragem* das Partículas:

Construa a soma acumulativa dos pesos (CSW) como:

$$c_0 = 0$$

Para $i = 1, \dots, N$

$$c_i = c_{i-1} + W_k^i$$

Adote $i = 0$ e gere ξ_1 como $U[0, N^{-1}]$

$$\text{Calcule } \xi_j = \xi_1 + N^{-1}(j - 1)$$

Enquanto $\xi_j > c_i$

$$i = i + 1$$

$$x_k^j = x_k^i$$

Adote todos os pesos como $W_k = \frac{1}{N}$

4) Cálculo da Média a Posteriori

$$x_k = \sum_{i=1}^N x_k^i W^i$$

5) Evolução do Modelo

Faça $k = k + 1$. Se $k == k_{\text{final}} + 1$, então:

Fim

Senão:

Calcule a distribuição a posteriori $\pi(x_k | x_{k-1})$ com o modelo de evolução e retorne a etapa 2

5.3.3. Filtro de Partículas ASIR

O Filtro de Partículas SIR entretanto apresenta o problema de empobrecimento da diversidade amostral. Isso se deve ao fato de selecionar estatisticamente muitas vezes as mesmas partículas de pesos de maior valor, apresentando muitos pontos repetidos, problema este significativo em problemas com baixos ruídos nos modelos de evolução. Como alternativa para contornar o problema de empobrecimento da diversidade das partículas presente no filtro SIR, Pitt e Shephard (1999) propuseram uma variação do filtro SIR, chamado de ASIR, acrônimo para *Auxiliary Sampling Importance Resampling*. Ele tem como objetivo aumentar o número de partículas efetivas a partir de regiões de maior importância. Isso é realizado através da função de verossimilhança $\pi(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i)$. Em suma, é realizada a geração de novas partículas com relação a melhor informação a priori, melhorando a informação para estimação do instante a posteriori. Arulampalam *et al.* (2002) afirmam que o filtro ASIR apresenta melhor desempenho quando comparado com o filtro SIR quando o ruído do processo é pequeno. Para

tanto, se o ruído do processo é relativamente grande, as informações em torno de $\pi(x_k|x_{k-1}^i)$ provindas da amostra u_k^i serão comprometidas, estabelecendo portanto que a soberania do uso filtro ASIR em comparação ao SIR não pode ser certificada.

A geração de partículas informação a priori pode ser descrita pela variável u_k^i como a média por exemplo (Silva, 2012), ou seja:

$$u_k^i = E[x_k|x_{k-1}^i] \quad (5.9)$$

Assim, no Filtro ASIR, os pesos são calculados de acordo com a equação 5.10 (Ristic *et al.*, 2004):

$$w_k^i = \frac{\pi(x_k^i|z_k)}{\pi(u_k^i|z_k)} \quad (5.10)$$

A partir desta informação, geram-se as partículas como se faz no processo do filtro de partículas SIR. A tabela 2 exibe as etapas presentes no algoritmo do filtro ASIR.

Tabela 5. Algoritmo para o Filtro de Partículas ASIR.

1)	Inicialização $\rightarrow k=1$ Gere o conjunto de partículas de distribuição inicial $\pi(x_0)$ Obtenha a Distribuição a Posteriori $\pi(x_1 x_0)$ pelo modelo de evolução
<hr/>	
2)	Cálculo da variável auxiliar Calcule $u_k^i = E[x_k x_{k-1}^i]$ Calcule os pesos para cada partícula pela função de verossimilhança com a equação (5.5): $w_k^i = \pi(x_k^i z_k)$ Normalize os pesos com a equação (5.7): $W_k^i = \frac{w_k^i}{\sum w_k^i}$
<hr/>	
3)	Etapas de <i>Reamostragem</i> das Partículas: Construa a soma acumulativa dos pesos (CSW) como: $c_0 = 0$ Para $i = 1, \dots, N$ $c_i = c_{i-1} + W_k^i$ Adote $i = 0$ e gere ξ_1 como $U[0, N^{-1}]$ Calcule $\xi_j = \xi_1 + N^{-1}(j - 1)$

Enquanto $\xi_j > c_i$

$$i = i + 1$$

$$u_k^{\beta^j} = u_k^i$$

Adote todos os pesos como $W_k = \frac{1}{N}$

4) Evolução do Modelo

Calcule as partículas por $x_k^i = \pi(x_k | x_{k-1}^i)$

5) Cálculo dos pesos

$$w_k^i = \frac{\pi(x_k^i | z_k)}{\pi(u_k^{\beta^j} | z_k)}$$

Normalize os pesos

$$W_k^i = \frac{w_k^i}{\sum w_k^i}$$

$$x_k = \sum_{i=1}^N x_k^i W_k^i$$

6) Estimativa do estado atual

Faça $k = k + 1$. Se $k == k_{\text{final}} + 1$, então:

Fim

Senão:

Calcule a distribuição a posteriori $\pi(x_k | x_{k-1})$ com o modelo de evolução e retorne a etapa 2.

5.4. Crime Inverso

É necessário inicialmente ter conhecimento do *crime* inverso, uma vez definida a malha para geração de medidas simuladas apresentada na seção de formulação do problema direto (seção 4). Kaipo e Somersalo (2004) afirmam que os crimes inversos ocorrem quando os métodos numéricos possuem características que o tornam menos mal-posto que a realidade, gerando assim resultados otimizados porém irreais. Isto ocorre quando é utilizado o mesmo modelo tanto para a geração das medidas experimentais simuladas quanto para o modelo direto ou a discretização é a mesma para ambos. Portanto, para a solução do problema inverso, foi necessário a utilização de uma malha diferente à utilizada para geração das medidas simuladas. A malha adotada para o problema inverso é a malha 1 (figura 13), apresentada anteriormente na seção do problema direto. Ela é uma malha grossa quando comparada à utilizada da geração de medidas simuladas, possuindo um total de 8176 nós. Esta malha gerada possui um número muito reduzido de total de nós quando comparada à utilizada para geração de medidas

simuladas. As medições realizadas foram estabelecidas com intervalo de tempo de 30 segundos. Com isso, um teste foi necessário para avaliar a diferença de resultado obtido no ponto de medição para um intervalo de tempo de 30s, gerando portanto uma diferença de 0,9736K, sendo esta diferença contabilizada no problema inverso como ruído de modelo. Sua utilização se justifica pelo tempo de resposta reduzido e também para evitar o crime inverso.

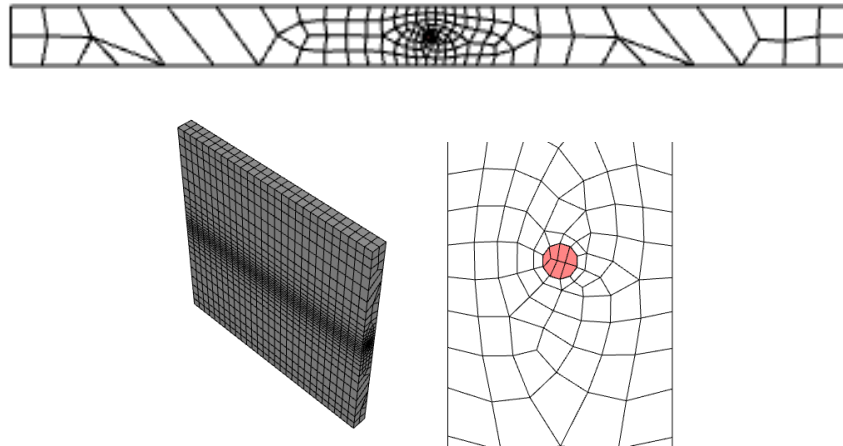


Figura 12. Malha gerada para utilização na solução do problema inverso

5.5. Integração Python e ANSYS Fluent

Como apresentado anteriormente, os Filtros Bayesianos empregados para estimação de estados e parâmetros necessitam de um modelo de evolução, sendo estes comumente equações diferenciais que podem ser resolvidos de forma analítica ou numericamente. Logo, a ferramenta para solução do problema direto de microtrocador de calor utilizada neste trabalho foi o software de solução numérica para volumes finitos *ANSYS Fluent*[®] 16.0. Sua aplicação é atrativa visto a sua simplicidade de implementação de geometrias e condições de contorno com retorno de resultados necessários para os filtros e também confiáveis. Com isso, para cada passo de tempo, as informações geradas pelos filtros são utilizadas para obtenção da informação posteriori, afim de serem utilizadas para estimação.

Os Filtros Bayesianos foram implementados em linguagem de programação *Python*. A escolha pela linguagem de programação Python deve à crescente adesão atualmente na engenharia, o que a torna fácil para acesso à comunidade para solução de dúvidas, ser gratuita e relativa simplicidade de implementação.

Assim, a programação Python reproduz valores provindos dos filtros e que serão utilizados como entrada para o ANSYS Fluent ao longo de cada passo de tempo. Um

fluxograma é apresentado na figura 13 para entendimento deste acoplamento.

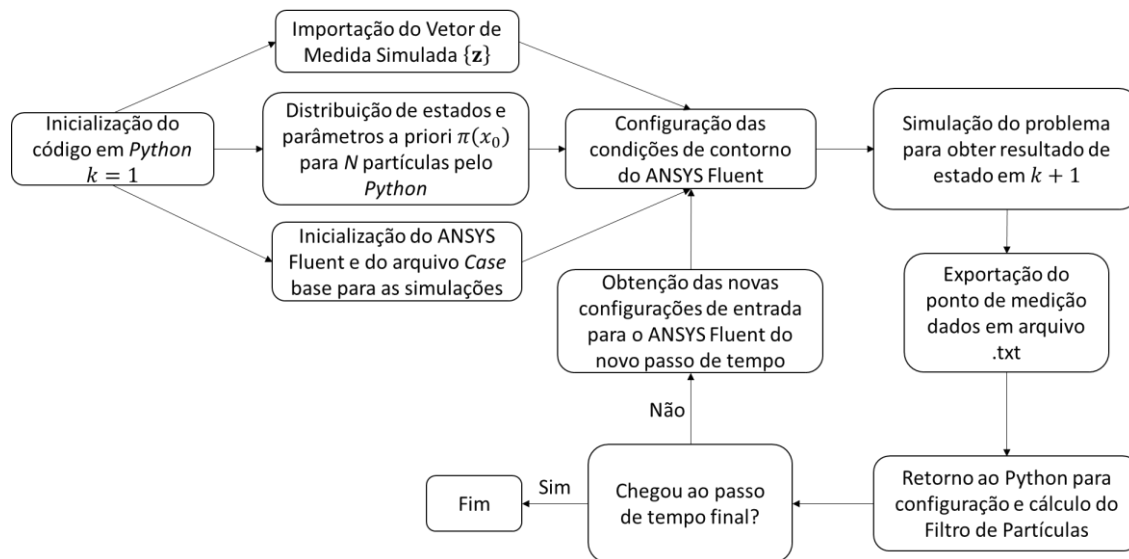


Figura 13. Diagrama simplificado de funcionamento da integração Python/ANSYS Fluent.

6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção é apresentado a metodologia do problema inverso para estimação da velocidade de entrada no micro trocador com um micro canal e conseqüentemente os resultados obtidos com os filtros SIR e ASIR com os perfis de velocidade com função do tipo constante, degrau e rampa, apresentando assim as conclusões deste trabalho com a análise dos parâmetros sendo variados, a comparação dos resultados obtidos pelos filtros e sugestões para trabalhos futuros.

Para este trabalho, o problema inverso formulado visa a estimação da velocidade de entrada do fluido de trabalho em um micro trocador de calor com um micro canal através da medição de um ponto na superfície externa em três casos de perfis de velocidade diferentes, sendo elas: constante, degrau e rampa. A solução para o problema inverso foi feita por meio dos Filtros de Partículas SIR e ASIR.

6.1. Apresentação dos Resultados

Para o problema inverso, adotou-se que a velocidade de entrada do fluido de trabalho não é conhecida. Ela é estimado por meio da medição de temperatura na superfície externa do micro trocador de calor. Sua temperatura é constante e bem controlada ao longo do tempo. A temperatura inicial tanto para o micro trocador quanto para o fluido de trabalho é de 280K e a temperatura ambiente constante e controlada de 298K. Como citado, o intervalo de tempo entre as medições é de 30 segundos. Nesta seção, serão apresentados os resultados obtidos neste trabalho dividindo-se assim primeiramente em três subseções:

- Caso 1. Função Constante;
- Caso 2. Função Degrau;
- Caso 3. Função Rampa.

Para cada tipo de função de velocidade de entrada estimada variou-se o número de partículas N entre 10, 50 e 100, afim de estudar a influência da quantidade de partículas nas estimações. Também, para o parâmetro de procura σ_u entre 0,005; 0,01; 0,015 e 0,02, sendo que quanto maior for seu valor, maior será o intervalo de geração de partículas. As estimações a serem feitas necessitam de um modelo de evolução para o vetor de parâmetros θ e um modelo de evolução dos estados x . Assim, pode representar o modelo de evolução de parâmetros e dos

estados como nas equações (6.3) e (6.4), respectivamente:

$$\theta_k = \theta_{k-1} + \sigma_u \cdot W_u \quad (6.3)$$

$$x_k = f(x_{k-1}, \theta_{k-1}) + \sigma_s \cdot W_s \quad (6.4)$$

Em que W_u e W_s são números aleatórios de distribuição gaussiana, com média 0 e desvio padrão 1. A estimativa inicial para velocidade de entrada do fluido foi de 0,09 m/s.

Torna-se importante para avaliação dos métodos o cálculo da Raíz do Erro Médio Quadrático, ou RMSE, calculado pela equação (6.5). N é o número total de estimativas realizadas, X_{Exa} são os valores exatos e X_{Est} são valores estimados. Este cálculo é de importância para avaliar a acurácia dos resultados numéricos.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{Exa}(j) - X_{est}(j))^2} \quad (6.5)$$

Outro conceito estatístico importante para avaliação dos resultados é o Intervalo de 99% de confiança. Este intervalo é calculado através da equação (6.6), sendo σ_x o desvio padrão da amostra de partículas no instante de tempo k .

$$I_{99\%}(k) = X_{est}(k) \pm 2,576\sigma_x \quad (6.6)$$

Por fim, para avaliação dos resultados obtidos, calcula-se a média da eficiência de partículas N_{eff} e a divide pelo número de partículas N , afim de se observar o comportamento das amostras geradas médio ao longo do tempo. Para avaliar com mais clareza, é multiplicado por 100 o resultado para apresentação em porcentagem, como pode ser visto pela equação (6.7).

$$\overline{N_{eff}} = \frac{mean(N_{eff})}{N} \quad (6.7)$$

Desta forma, são apresentados os testes realizados com relação ao número de partículas, o filtro utilizado (SIR ou ASIR), o parâmetro σ_u , o respectivo RMSE (equação 6.5) para a

velocidade estimada (ênfatizando que para resultados mais acurados este valor deve ser próximo a zero), o menor valor de eficiência de partículas encontrado durante as iterações do filtro (equação 5.8) e o valor médio de eficiência de partículas (equação 6.7). A tabela 6 determina as propriedades físicas e matemáticas para configuração do software *ANSYS Fluent*[®] 16.0 importantes para o estudo dos filtros. Os valores destas propriedades foram adotados conforme apresentado por Cosmo (2017), excetuando os valores de ruído para medição e para o modelo de evolução.

Tabela 6. Propriedades físicas e matemáticas a serem utilizados no software ANSYS Fluent[®] 16.0 para solução do problema inverso

Propriedade	Valor
Sólido de trabalho	Nanocompósito
Condutividade térmica do domínio sólido	0,204
Capacidade térmica do sólido (J/m ³ K)	1.750.000
Fluido de trabalho	Água
Propriedades da água	Fluent
Temperatura de entrada do fluido (K)	360
Temperatura inicial exata do domínio sólido e líquido	280
Estimativa inicial sem incerteza da velocidade de entrada do fluido (m/s)	0,09
Estimativa inicial sem incerteza da temperatura de entrada do fluido (m/s)	280
Temperatura ambiente (K)	298
Critério de convergência	10 ⁻³
Desvio padrão para ruído do modelo de evolução σ_s (K)	1
Desvio padrão de medição τ (K)	1,7K

É importante avaliar o tempo de aplicação dos filtros para efeito comparativo em termo de custo computacional. Por conseguinte, a tabela 7 apresenta o tempo médio de processamento para cada filtro com relação ao número de partículas.

Tabela 7. Tempo médio de processamento para os Filtros SIR e ASIR de acordo com o número de partículas

Filtro	Número de Partículas	Tempo médio (min)
SIR	10	10
	50	70
	100	150
ASIR	10	20
	50	140
	100	300

6.2. Estimación para Função Constante

6.2.1. Filtro de Partículas SIR

As estimativas foram realizadas inicialmente para o caso de função constante utilizando 10 partículas e variando os valores do parâmetro de procura σ_u para o filtro SIR, calculando o RMSE para velocidade estimada e temperatura estimada respectivamente em cada teste. Em seguida, realizou-se os testes para 50 partículas variando o valor do parâmetro σ_u e finalmente para 100 partículas. Sendo assim, os resultados obtidos pelo filtro SIR é apresentado na tabela 8.

Tabela 8. Resultados da estimación de velocidade de entrada para o caso de função constante para o filtro de partículas SIR

Teste	Filtro	Número de Partículas	σ_u	RMSE	$N_{eff}[\%]$	$N_{eff}^{min}[\%]$
1	SIR	10	0,005	0,004705	69,871	17,40
2			0,01	0,072452	66,375	14,44
3			0,015	0,095891	62,896	15,36
4			0,02	0,127555	58,422	10,89
5	SIR	50	0,005	0,051600	65,125	10,45
6			0,01	0,066040	61,861	12,43
7			0,015	0,120425	61,382	18,55
8			0,02	0,145929	57,932	11,13
9	SIR	100	0,005	0,047936	63,208	7,97
10			0,01	0,112091	61,874	13,30
11			0,015	0,145085	60,467	18,37
12			0,02	0,157190	57,529	17,91

É possível observar que o menor valor de RMSE para a estimación da velocidade para o testes com 10 partículas foi encontrado no teste 1 e o maior no teste 12, apresentando uma diferença percentual de 96,3% entre ambos os casos.

Para os testes com 50 partículas, observa-se um crescimento do valor do RMSE para a velocidade estimada na sua grande maioria quando comparado com os respectivos resultados dos parâmetros obtidos no teste realizado com 10 partículas. O valor do N_{eff} de partículas reduziu para os testes com 50 partículas quando comparado aos testes com 10 partículas, sendo

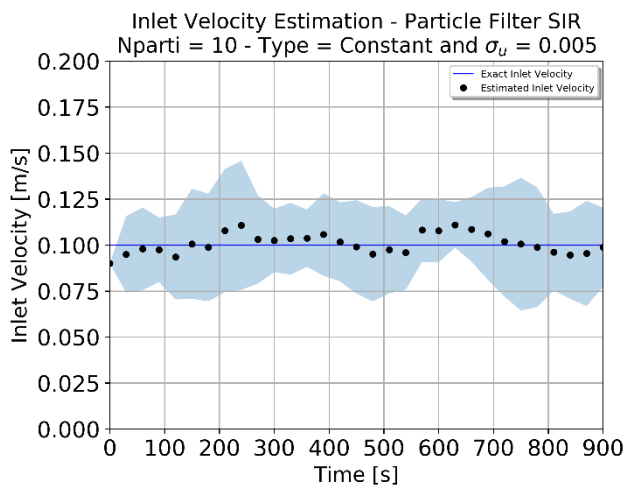
mais acentuado para os testes 5 e 6. O comportamento de redução de eficiência média de partículas foi similarmente observado para o caso de 100 partículas ao comparar com os resultados de teste com 10 partículas, tendo menor variação comparado aos testes com 50 partículas. Em todos os casos se pode notar degeneração durante a aplicação do filtro SIR pois o valor mínimo N_{eff}^{min} encontrado em todos os casos foi relativamente baixo (menor que 20%). Os resultados mostram que o aumento do número de partículas para o caso de estimação de velocidade para a função do tipo constante pelo filtro SIR não se mostrou vantajoso para os parâmetros σ_u 0,01, 0,015 e 0,02.

A estimação de velocidade de entrada para os casos de 10, 50 e 100 partículas são apresentados pelos gráficos 6, 8 e 10, respectivamente. A temperatura no ponto de medição estimada para os casos com 10, 50 e 100 partículas são apresentados pelos gráficos 7, 9 e 11, respectivamente.

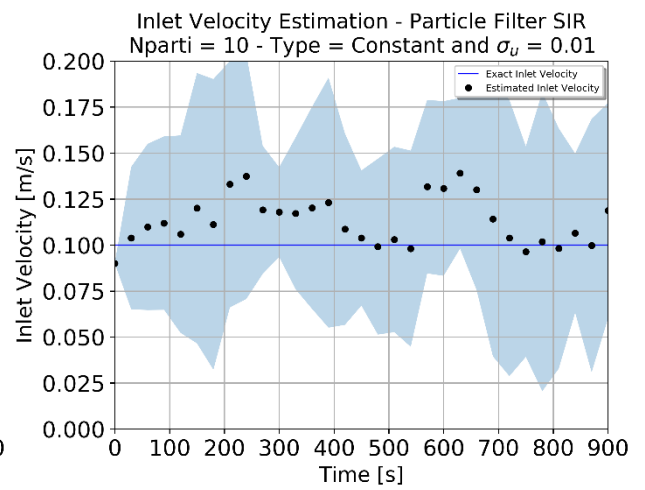
Foi possível observar que com o aumento do valor do parâmetro σ_u acarretou diretamente no aumento do intervalo de confiança para a estimação da velocidade, indicando menor confiabilidade do resultado. O aumento deste parâmetro aumenta o intervalo da geração das amostras. Portanto, para o caso de função constante, o aumento deste parâmetro não se mostrou vantajoso, visto que a discrepância dos resultados foi fortemente apresentada. Isso pôde ser observado nos casos de 10, 50 e 100 partículas.

Ao analisar os resultados apresentados no gráfico 6, o menor intervalo de confiança foi apresentado por 6.a, sendo conseqüentemente o maior apresentado para o gráfico 6.d. Analogamente, para 50 partículas, o resultado para menor valor de parâmetro de procura σ_u (gráfico 8.a) apresentou menor intervalo de confiança quando comparado aos resultados de maior valor (gráficos 8.b, 8.c e 8.d). O mesmo comportamento foi percebido no gráfico 10, com menor intervalo de confiança para menor valor de parâmetro de procura (gráfico 10.a).

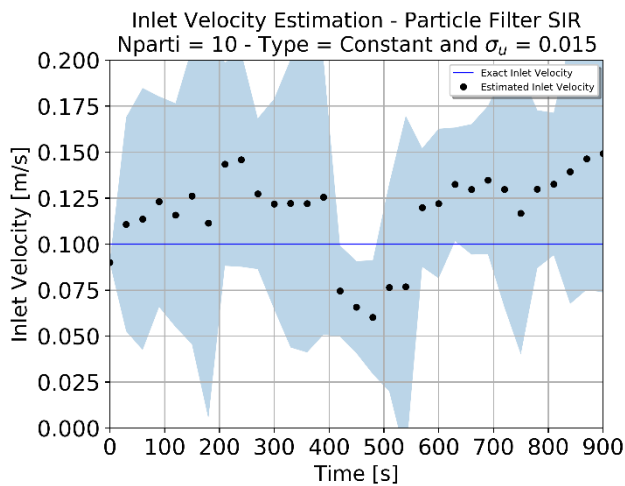
Pode ser inferido que com o aumento de partículas N , ao se manter o valor do parâmetro de procura, há a possibilidade de geração uma maior gama de amostras. O aumento de partículas para $\sigma_u = 0,005$ acarretou no aumento do intervalo de confiança (exemplo gráficos 6.a,.8.a e 10.a) As temperaturas estimadas não tiveram variações expressivas entre os testes.



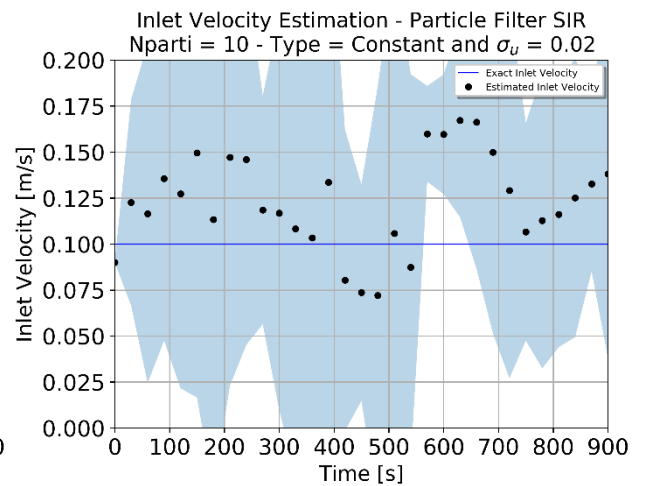
(a)



(b)

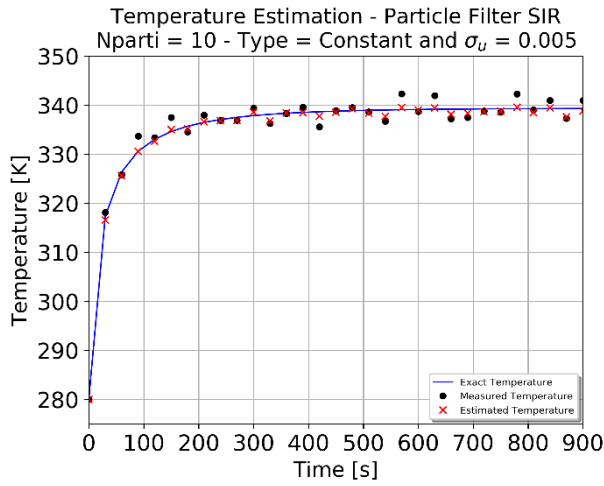


(c)

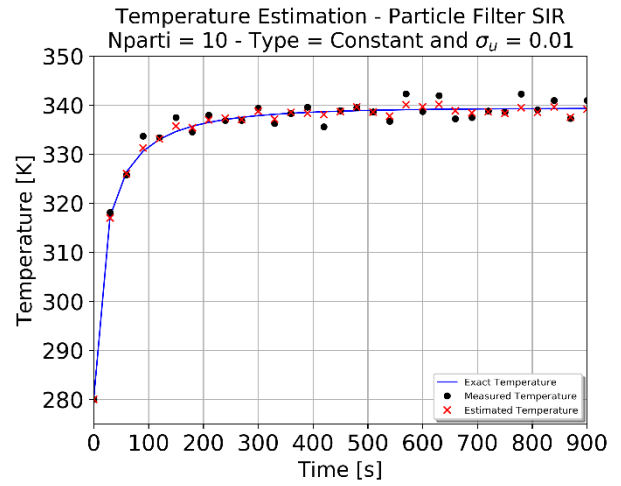


(d)

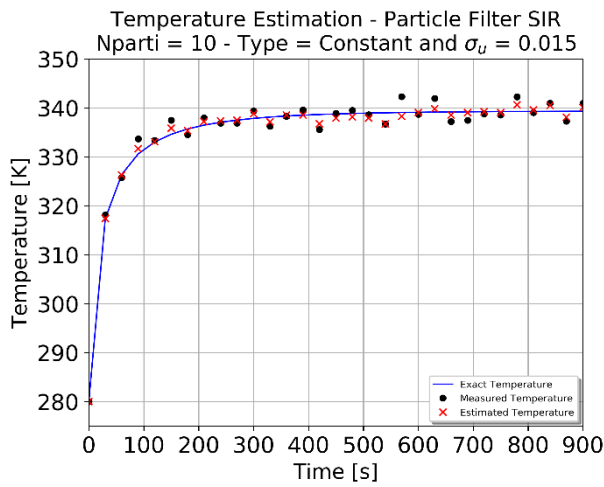
Gráfico 6. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 1, (b) Teste 2, (c) Teste 3 e (d) Teste 4.



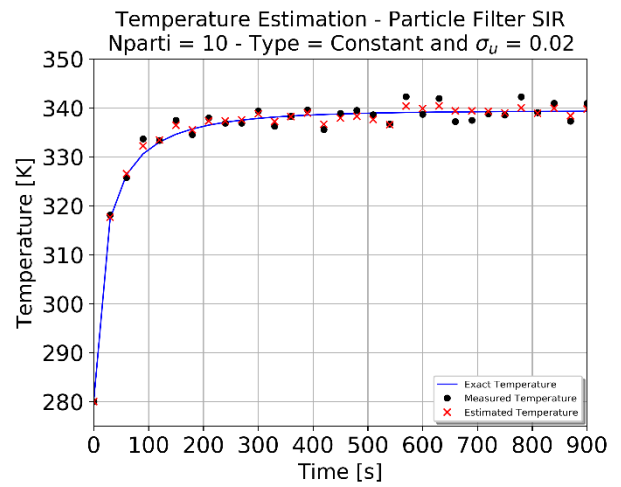
(a)



(b)

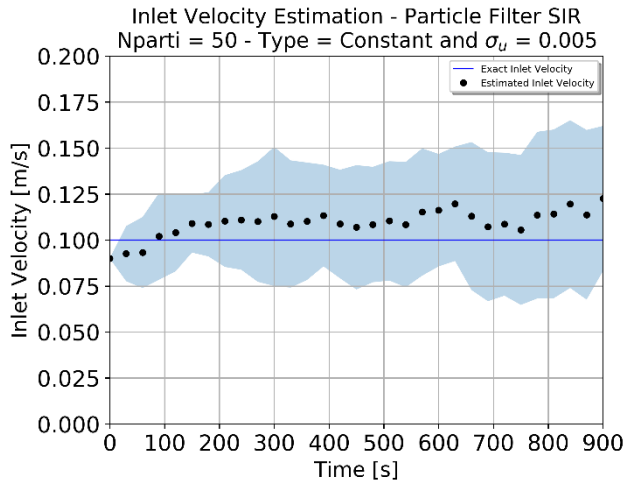


(c)

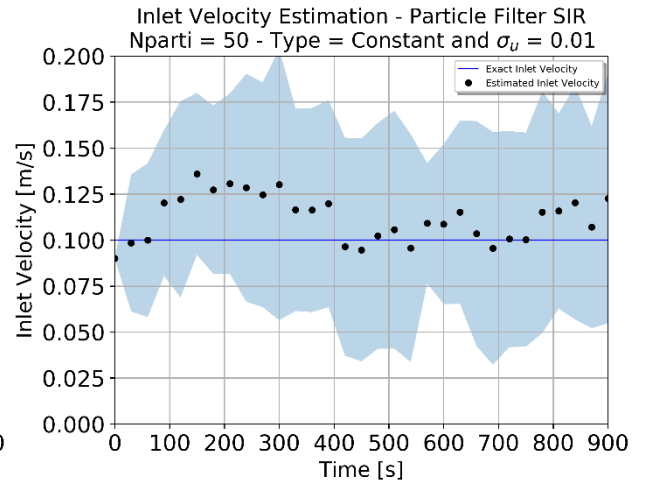


(d)

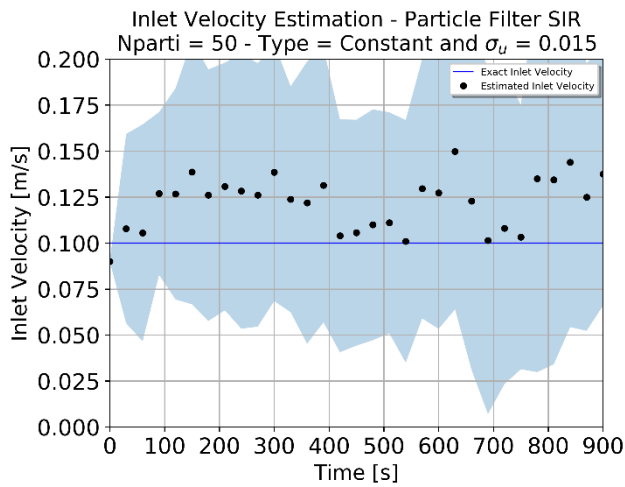
Gráfico 7. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 1, (b) Teste 2, (c) Teste 3 e (d) Teste 4.



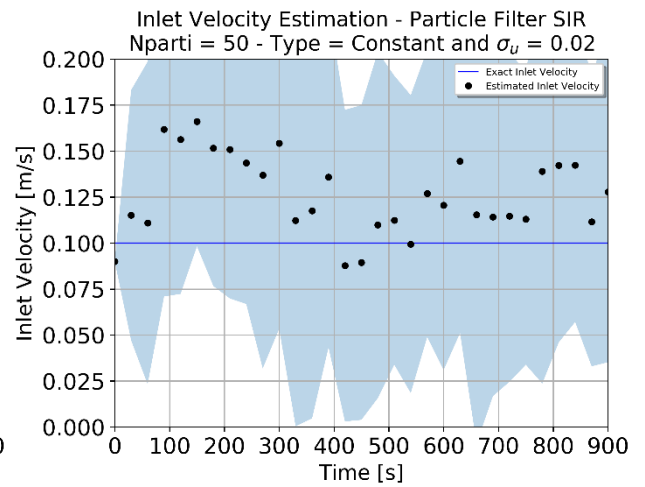
(a)



(b)

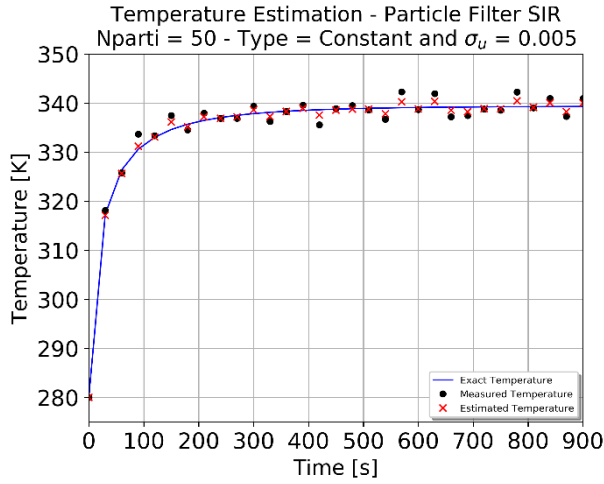


(c)

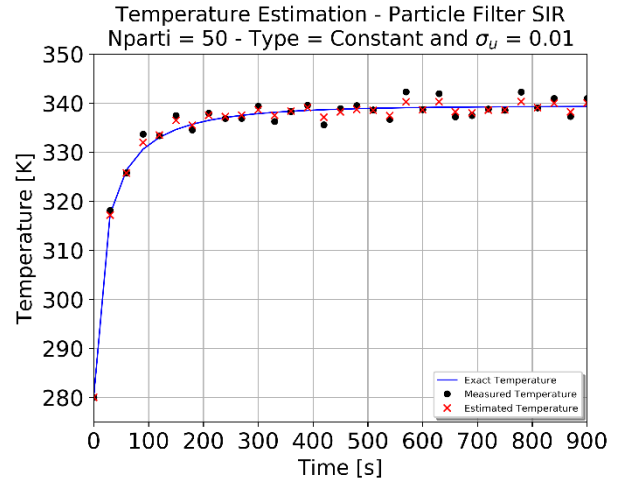


(d)

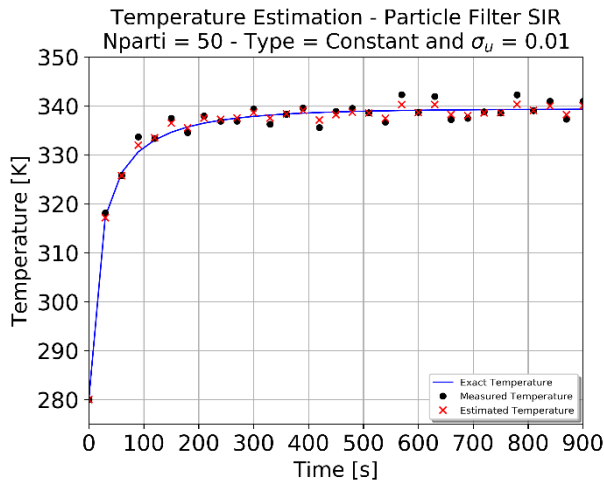
Gráfico 8. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 5, (b) Teste 6, (c) Teste 7 e (d) Teste 8.



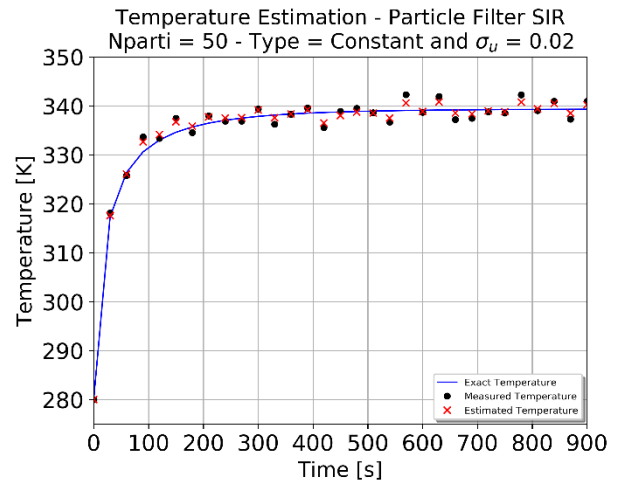
(a)



(b)

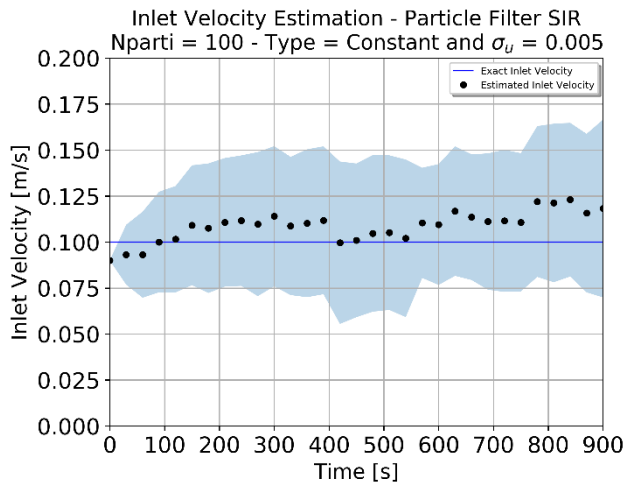


(c)

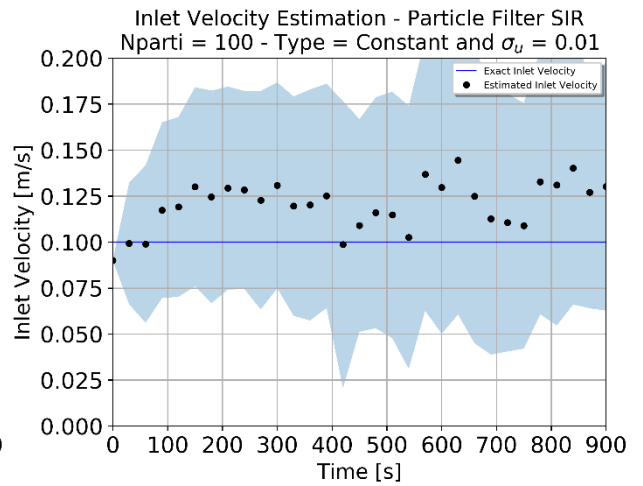


(d)

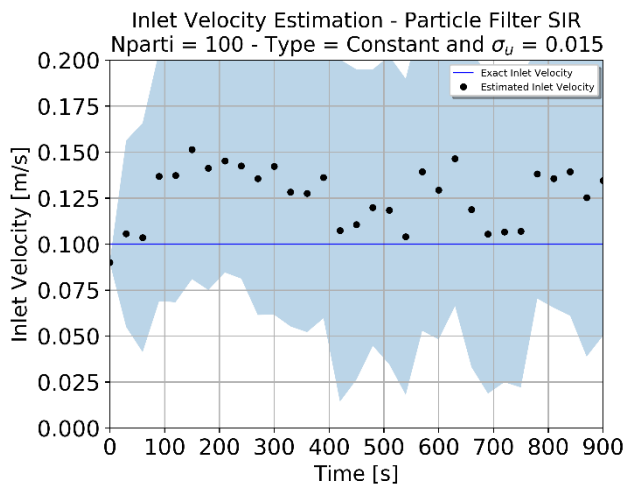
Gráfico 9. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 5, (b) Teste 6, (c) Teste 7 e (d) Teste 8.



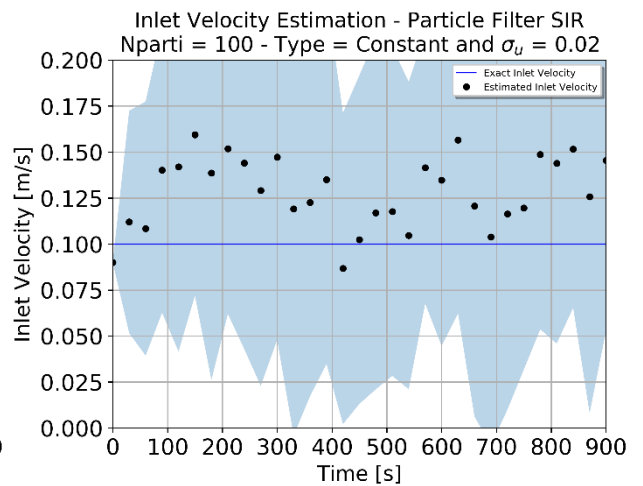
(a)



(b)

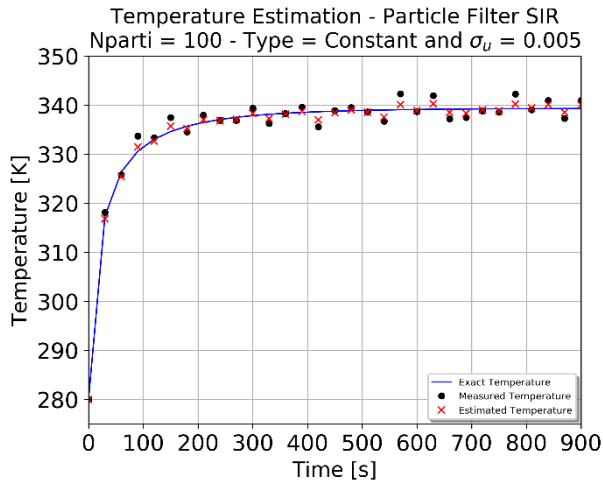


(c)

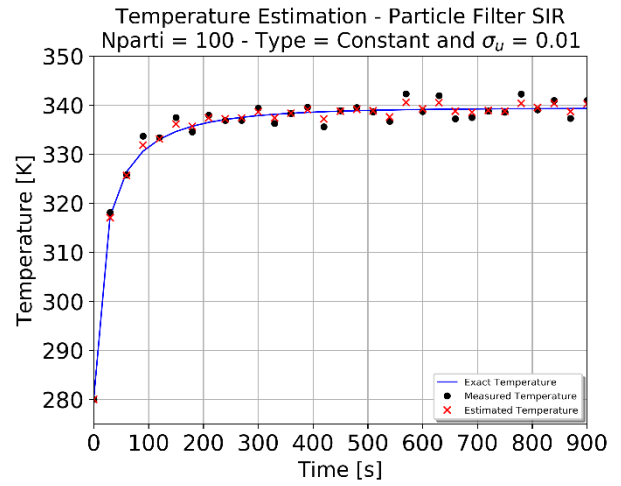


(d)

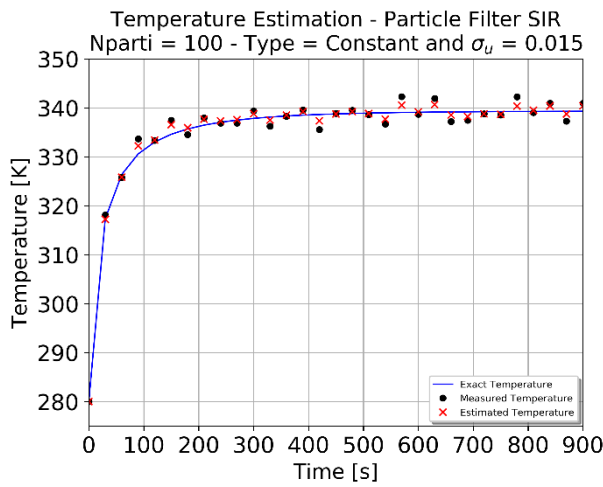
Gráfico 10. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 9, (b) Teste 10, (c) Teste 11 e (d) Teste 12.



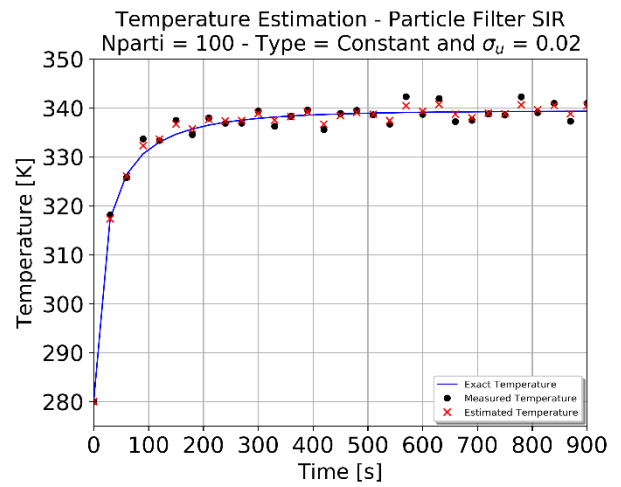
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 11. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 9, (b) Teste 10, (c) Teste 11 e (d) Teste 12.

6.2.2. Resultados Filtro de Partículas ASIR

Os resultados do filtro ASIR para estimar a função de entrada do tipo constante são apresentados nesta seção. Utilizando a mesma metodologia empregada com o filtro SIR, sendo obtidos os resultados variando o parâmetro σ_u e o número de partículas. Logo, estes resultados são apresentados na tabela 9.

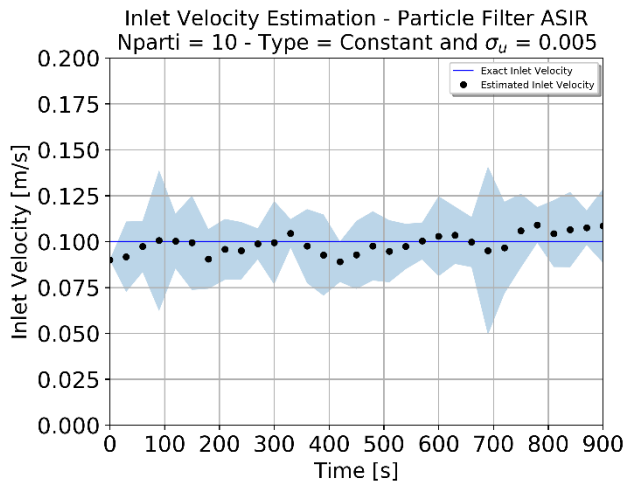
Tabela 9. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função constante para o filtro de partículas ASIR.

Teste	Filtro	Número de Partículas	σ_u	RMSE	$N_{eff}[\%]$	$N_{eff}^{min}[\%]$
13	ASIR	10	0,005	0,006537	67,045	16,60
14			0,01	0,006483	63,769	15,14
15			0,015	0,090359	59,531	17,66
16			0,02	0,031736	60,899	24,08
17	ASIR	50	0,005	0,002406	65,438	13,09
18			0,01	0,009321	66,198	9,13
19			0,015	0,005028	67,099	16,20
20			0,02	0,031736	66,943	7,95
21	ASIR	100	0,005	0,056252	66,854	11,46
22			0,01	0,052588	64,756	10,34
23			0,015	0,016811	67,620	12,17
24			0,02	0,011620	68,550	22,42

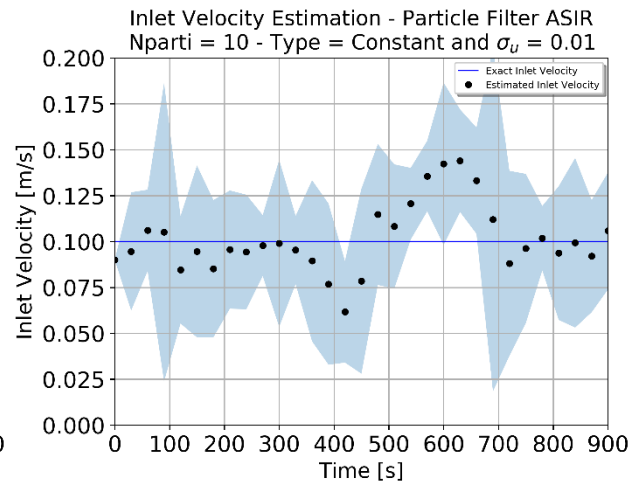
Os resultados obtidos pelo filtro de partículas ASIR apresentam resultados do RMSE para a velocidade estimada da ordem de 10^{-3} a 10^{-2} para todos os testes. Os menores valores de RMSE foram constatados para os testes 13, 14, 17 e 19. Assim como observado nos resultados obtidos pelo filtro SIR, os valores mínimos N_{eff}^{min} mostram que houve degeneração em pelo menos uma iteração do filtro ASIR em todos os testes realizados. Os resultados das estimativas de velocidade para 10, 50 e 100 partículas para o filtro ASIR são apresentados respectivamente pelos gráficos 12, 14 e 16. As estimativas de temperatura são apresentados pelos gráficos 13, 15 e 17, respectivamente.

Pode-se constatar que, em comparação ao filtro de partículas SIR, o filtro ASIR apresenta em média intervalo de confiança visivelmente menor. Isso é constatado quando é

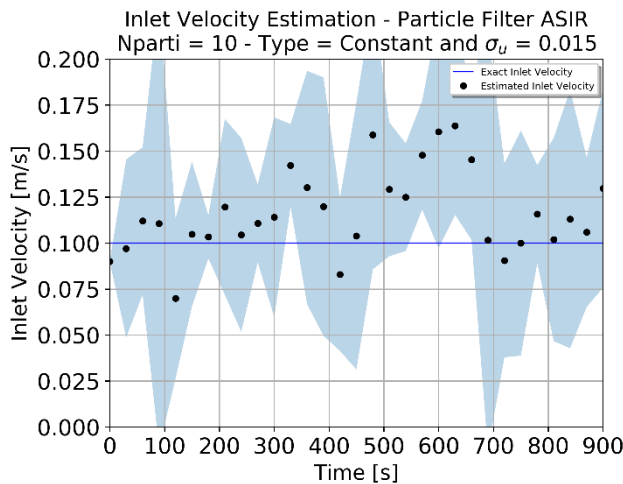
comparado os resultados com mesmos parâmetros. Para o caso de 10 partículas, os gráficos 6.a e 12.a apresentam com maior nitidez esta diferença de intervalo de confiança. Assim pôde ser observado também nos outros casos, como por exemplo 8.a e 14.a, 10.a e 16.a, 6.b e 12.b. Isso apresenta que a confiabilidade das estimações obtidas pelo filtro ASIR são maiores quando comparados ao filtro SIR. De maneira análoga ao filtro SIR, o filtro ASIR apresentou respostas de estimação mais confiáveis para valor menor do parâmetro de procura $\sigma_u = 0,005$ para o caso de estimação da função constante.



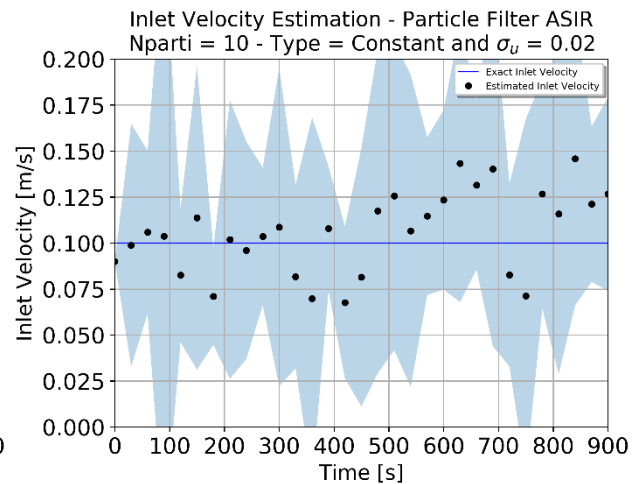
(a)



(b)

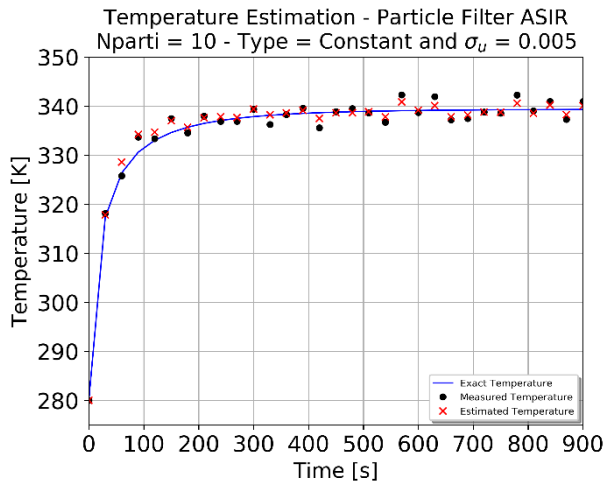


(c)

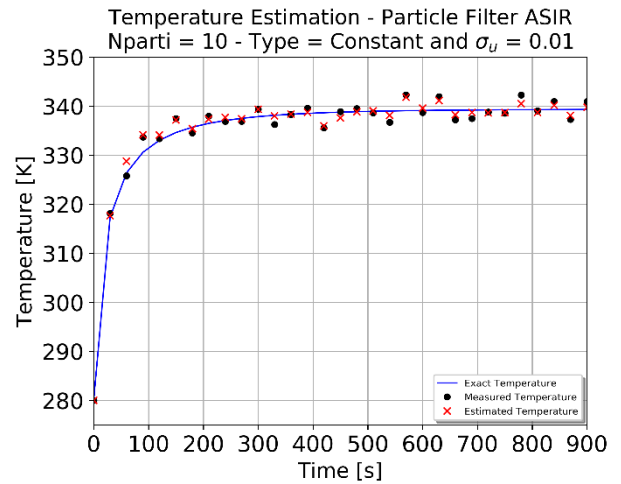


(d)

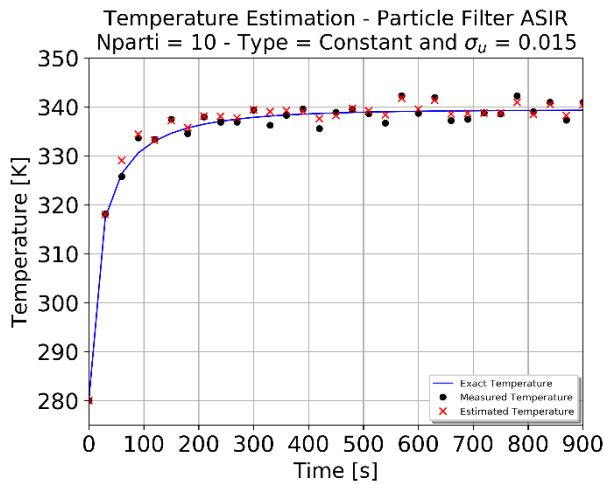
Gráfico 12. Resultado obtido para estimação de velocidade de entrada do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 13, (b) Teste 14, (c) Teste 15 e (d) Teste 16.



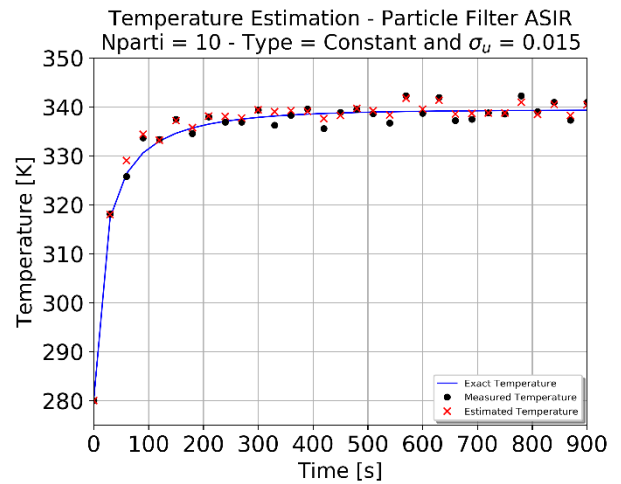
(a)



(b)

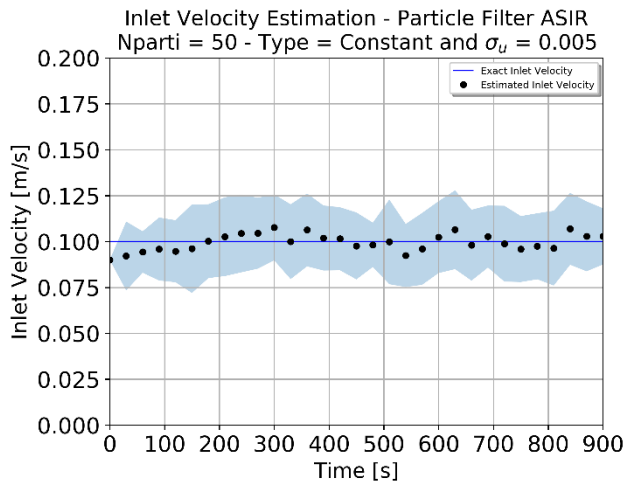


(c)

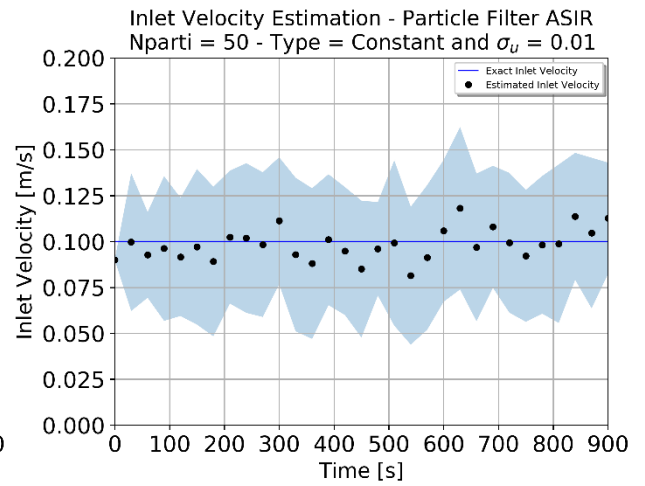


(d)

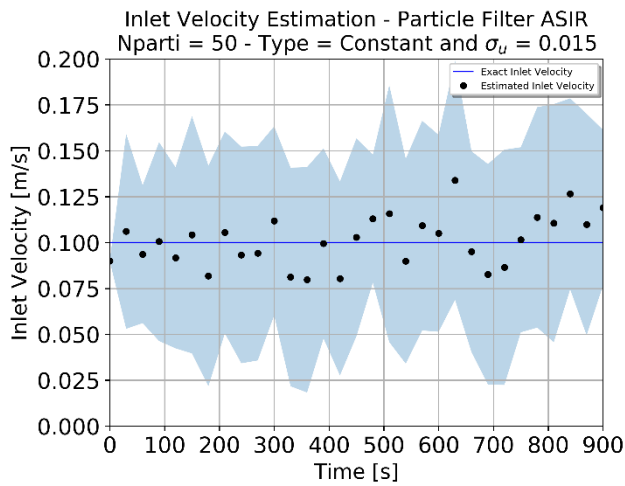
Gráfico 13. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 13, (b) Teste 14, (c) Teste 15 e (d) Teste 16.



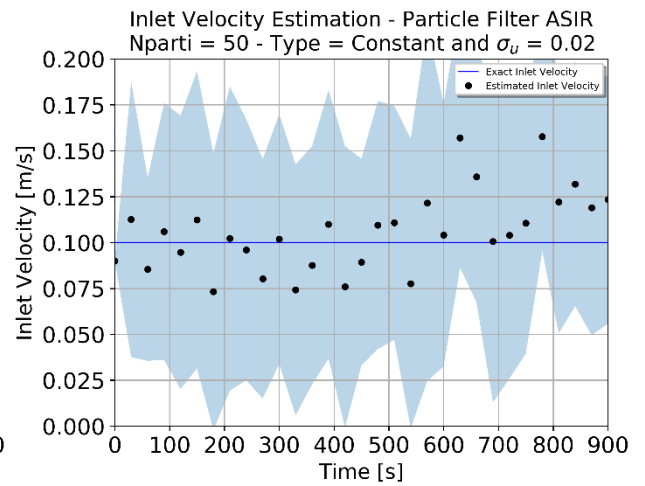
(a)



(b)

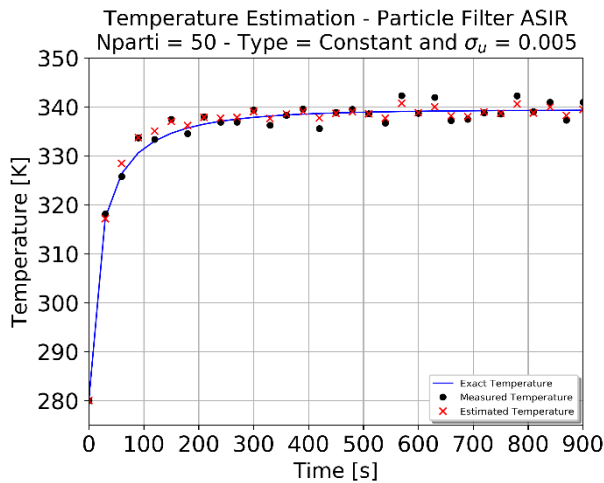


(c)

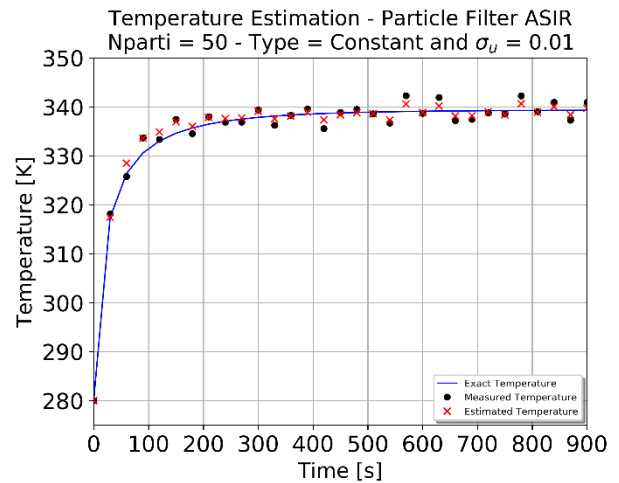


(d)

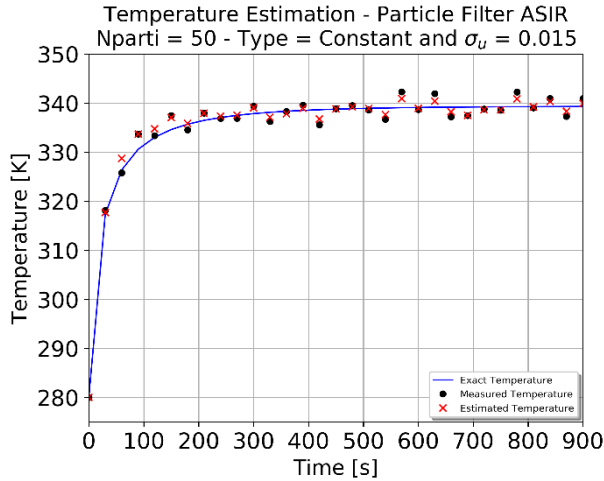
Gráfico 14. Resultado obtido para estimação de velocidade de entrada para o caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 17, (b) Teste 18, (c) Teste 19 e (d) Teste 20.



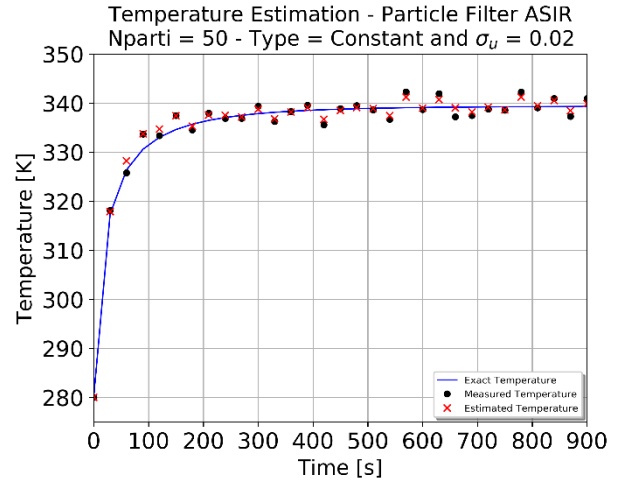
(a)



(b)

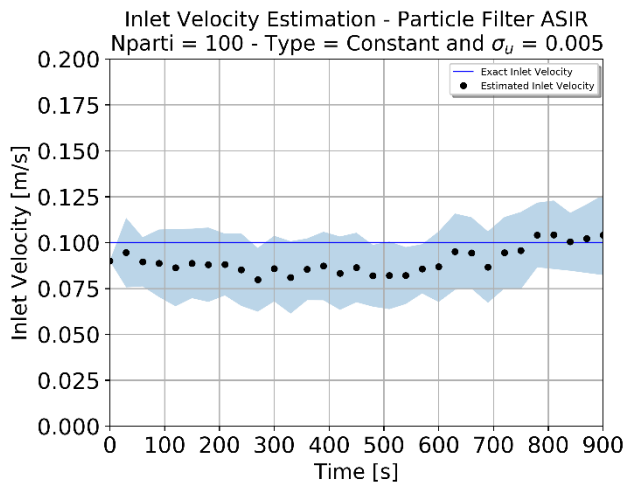


(c)

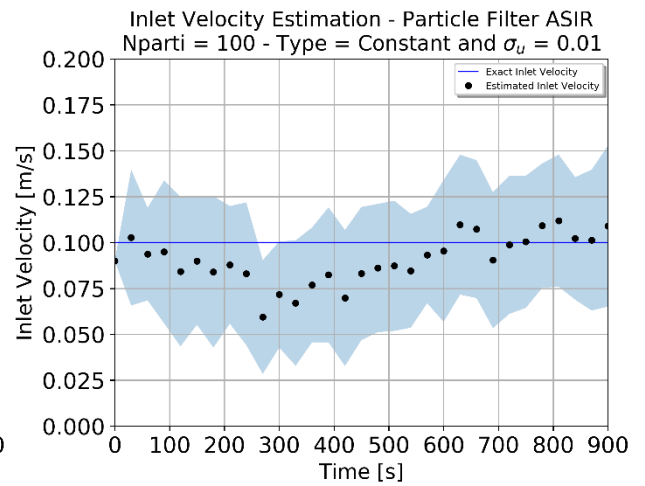


(d)

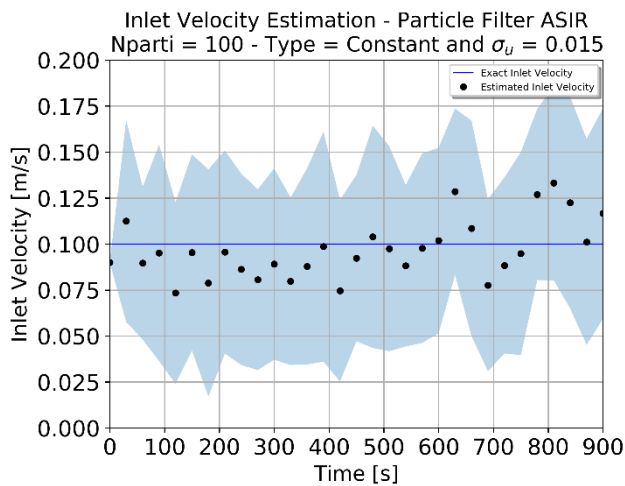
Gráfico 15. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 17, (b) Teste 18, (c) Teste 19 e (d) Teste 20.



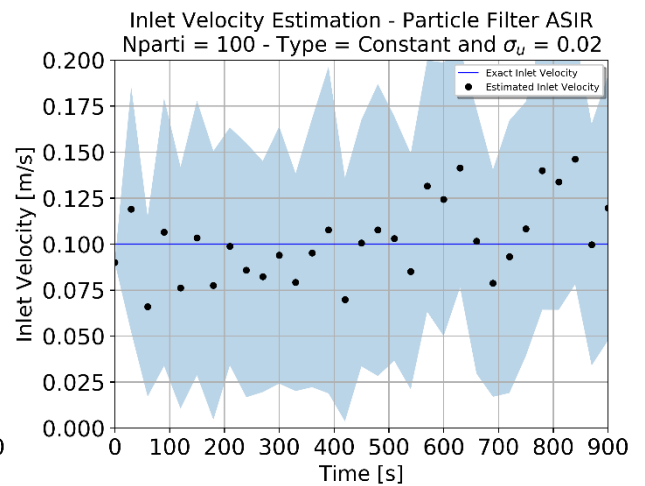
(a)



(b)

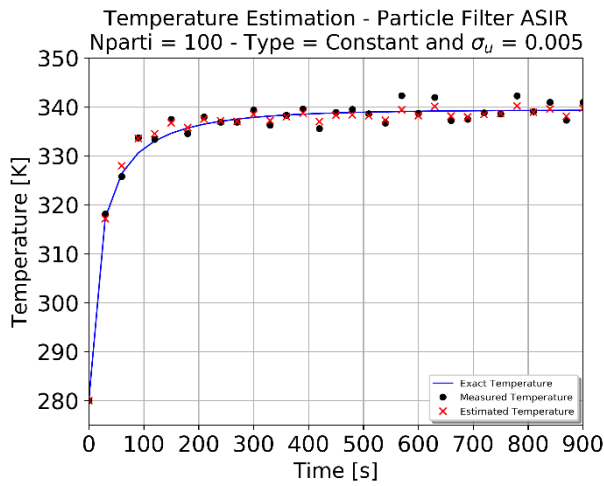


(c)

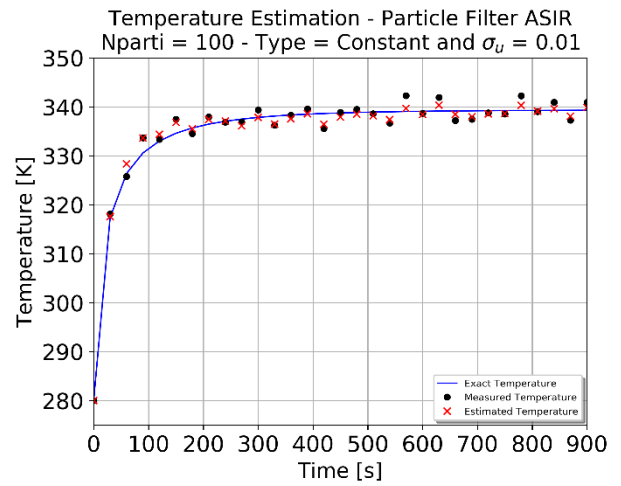


(d)

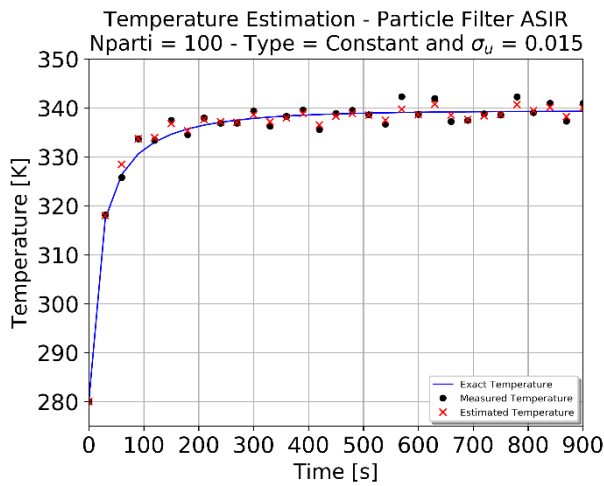
Gráfico 16. Resultado obtido para estimação de velocidade de entrada para o caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 21, (b) Teste 22, (c) Teste 23 e (d) Teste 24.



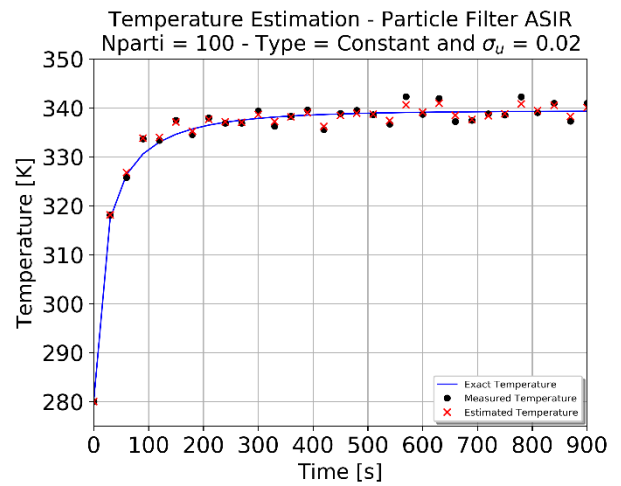
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 17. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função constante para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 21, (b) Teste 22, (c) Teste 23 e (d) Teste 24.

Assim, ao comparar os resultados obtidos pelo filtro ASIR com o filtro SIR, pode inferir que o filtro ASIR apresentou uma acurácia maior pelo indicador do RMSE calculado para a velocidade estimada quando comparado com o mesmo valor de parâmetro σ_u e número de partículas em relação aos filtro SIR. O filtro de partículas ASIR obteve resultados acurados com menos partículas quando comparados ao filtro de partículas SIR, o que pôde ser também observado em trabalhos anteriores (COLAÇO *et al.*, 2012; SILVA, 2012).

A tabela 10 permite avaliar a diferença absoluta entre os valores de RMSE e N_{eff} para os filtros SIR e ASIR. Para isso, subtrai-se o valor resultante obtido pelo filtro SIR pelo obtido pelo filtro ASIR. Pode-se verificar portanto que apenas nos casos 1-13 e 9-21, o filtro SIR apresentou RMSE menor valor. Este fato é observado devido ao processo se apresentar poucas partículas e por ser um processo aleatório, sendo também presente a adição do erro no modelo, que já é constatado pela diferença de malha. Novos testes devem ser realizados para observar o comportamento dos filtros. Em relação ao N_{eff} , o filtro ASIR indicou uma eficiência média na maioria dos casos, excetuando nas diferenças de teste 1-13, 2-14, 3-15 e 5-17. Os valores mínimos para ambos os filtros variam de acordo com o teste, destacando entretanto que todos os testes pôde ser observado a presença de degeneração de partículas durante a aplicação do filtro.

Tabela 10. Diferença absoluta dos valores de RMSE e N_{eff} entre os filtros SIR e ASIR para o caso de função constante.

Diferença de Teste	Número de Partículas	σ_u	Diferença RMSE	Diferença N_{eff} [%]
1-13	10	0,005	-0,001832	2,826
2-14		0,01	0,065969	2,606
3-15		0,015	0,005532	3,365
4-16		0,02	0,095819	-2,477
5-17	50	0,005	0,049194	2,687
6-18		0,01	0,056719	-4,337
7-19		0,015	0,115397	-5,717
8-20		0,02	0,114193	-9,011
9-21	100	0,005	-0,008316	-3,637
10-22		0,01	0,059503	-3,569
11-23		0,015	0,128274	-7,153
12-24		0,02	0,14557	-11,022

6.3. Estimação para Função Degrau

6.3.1. Filtro de Partículas SIR

Assim, foi aplicado a solução inversa do filtro de partículas SIR para estimação da velocidade de entrada no problema proposto. Os resultados obtidos pelo método pode ser encontrado na tabela 11.

Tabela 11. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função degrau para o filtro de partículas SIR.

Teste	Filtro	Número de Partículas	σ_u	RMSE	N_{eff} [%]	N_{eff}^{min} [%]
25	SIR	10	0,005	0,231529	40,529	10
26			0,01	0,286290	40,342	10
27			0,015	0,159291	38,498	10
28			0,02	0,123011	40,464	10
29	SIR	50	0,005	0,116545	34,005	2
30			0,01	0,101638	39,092	2
31			0,015	0,106667	37,653	2
32			0,02	0,118934	40,900	2
33	SIR	100	0,005	0,214754	32,200	1
34			0,01	0,079098	41,221	1,075
35			0,015	0,098980	41,442	1
36			0,02	0,107457	38,474	1,751

Para valores os testes com 10 partículas, o filtro não pôde gerar resultados acurados de estimação tendo em vista o RMSE calculado. É possível notar a redução do RMSE com o aumento do número de partículas. O indicador de eficiência de partículas N_{eff} foi em média de 39,95% para 10 partículas, 37,92% para 50 partículas e 38,33% para 100% partículas. De acordo Li *et al.* (2014), o valor em que é observado a degeneração das amostras é de 50% do número total de partículas. Logo, pode-se induzir que as amostras geradas em média para todos os casos foram abaixo deste valor, apresentando forte comportamento de degeneração. Este resultado pode ser interpretado como uma baixa eficiência na geração de partículas para todos os testes.

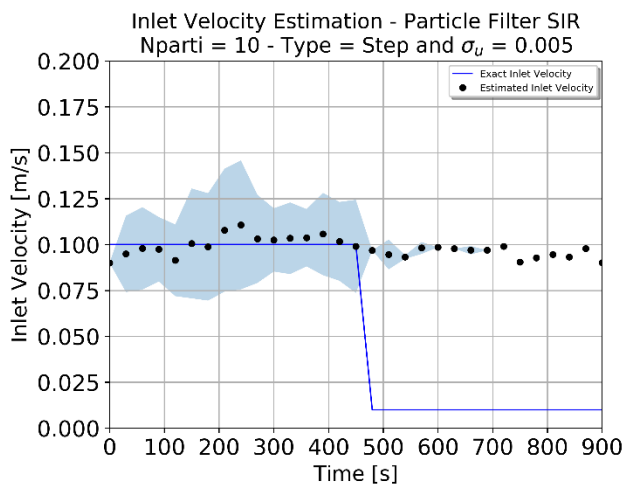
Desta forma, é possível inferir que o filtro SIR não foi capaz de estimar a velocidade de entrada de função degrau com alta fiabilidade, independentemente do número de partículas. Os testes 34 e 35 apresentaram os menores valores de RMSE de velocidade estimada.

As estimativas para velocidade estimada para função degrau são apresentados nos gráficos 17, 19 e 21 para 10, 50 e 100 partículas, respectivamente. A temperatura estimada para 10 partículas é apresentada no gráfico 18, assim com para 50 partículas no gráfico 20 e 100 partículas no gráfico 22.

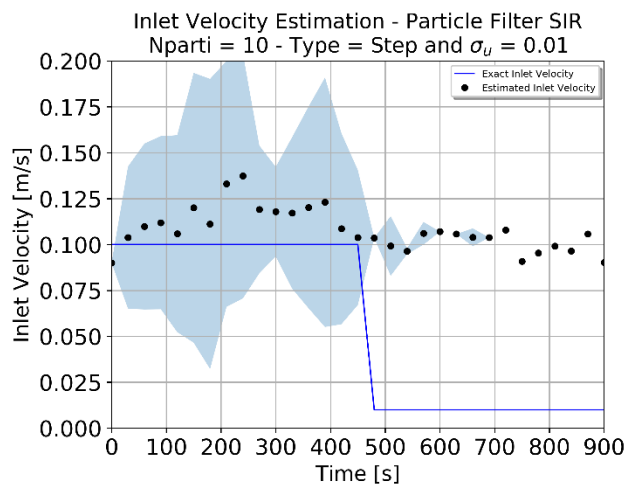
Pode-se relatar que valores muito pequenos não foram suficientes para o filtro observar a queda repentina do problema. Isso é perceptível no casos com nos gráficos 18.a., 18.b, 20.a, 20.b e 22.a. Para o caso de parâmetro de procura $\sigma_u = 0,01$ o aumento do número de partículas se mostrou vantajoso, como pode ser constatado ao comparar o gráfico 18.b, onde é constatado a não captação da queda brusca de velocidade de entrada do fluido, e os gráficos 20.b e 22.b, que captaram a queda brusca. Este fato é explicado pois com o aumento do número de partículas, maior será a possibilidade de gerar amostras que apresentam maior verossimilhança em comparação à resposta de medição. Assim, observando a estimação de temperatura, os testes apresentados que não captaram a queda brusca comentados também não realizaram a queda gradativa da temperatura, com pode ser constatado nos gráficos 19.a, 19.b, 21.a, 21.b e 23.a.

Com valores de σ_u maiores, o filtro gerou mais amostras diversificadas, o que possibilitou portanto a observação da queda brusca de velocidade. Em contrapartida, isso acarretou na perda de confiabilidade com o aumento do intervalo de confiança, constatado nos gráficos 18.d, 20.c, 20.d, 22.b, 22.c e 22.d.

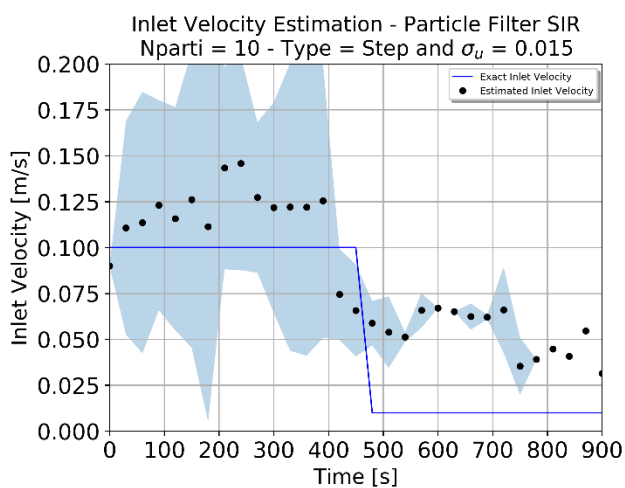
Entretanto, a temperatura estimada não é satisfatória ao observar os gráficos 21.c, 21.d, 23.b e 23.c. Isso pode ser inferido ao observar os gráficos. A estimação da temperatura apresentada no gráfico 23.d indica a melhor estimação para a temperatura no ponto de medição.



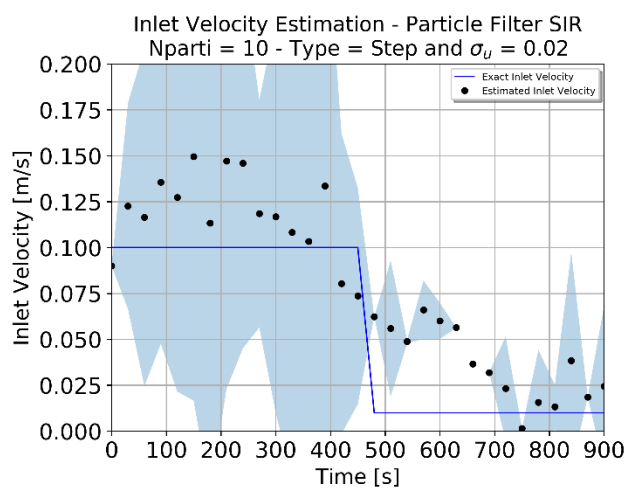
(a)



(b)

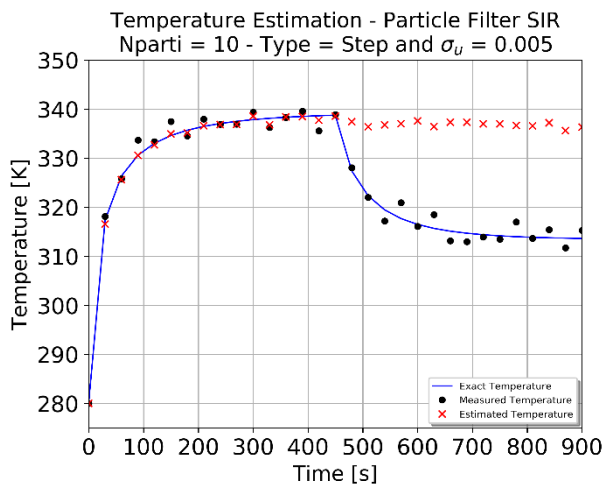


(c)

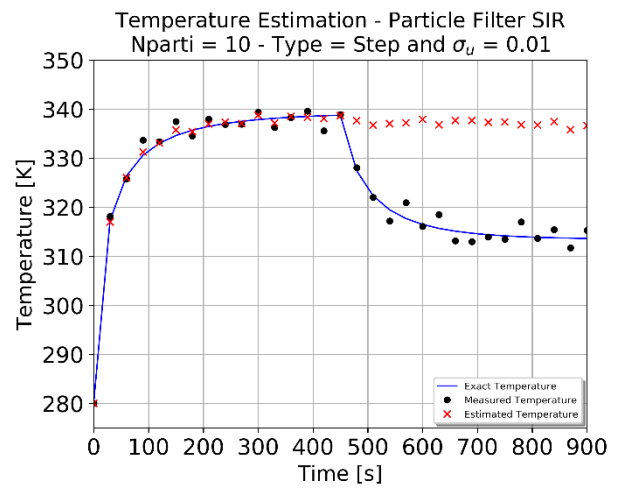


(d)

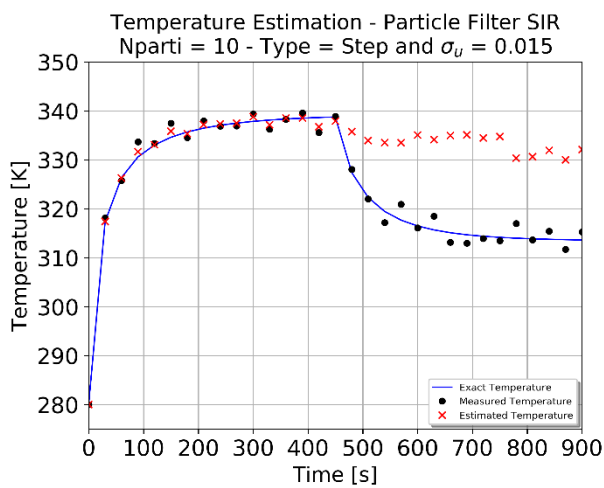
Gráfico 18. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 25, (b) Teste 26, (c) Teste 27 e (d) Teste 28.



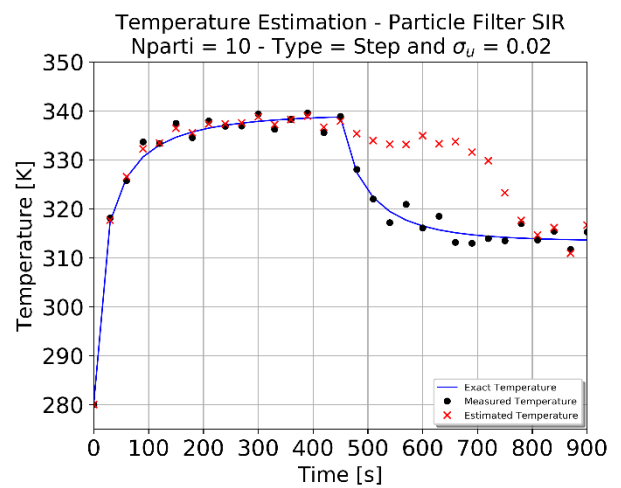
(a)



(b)

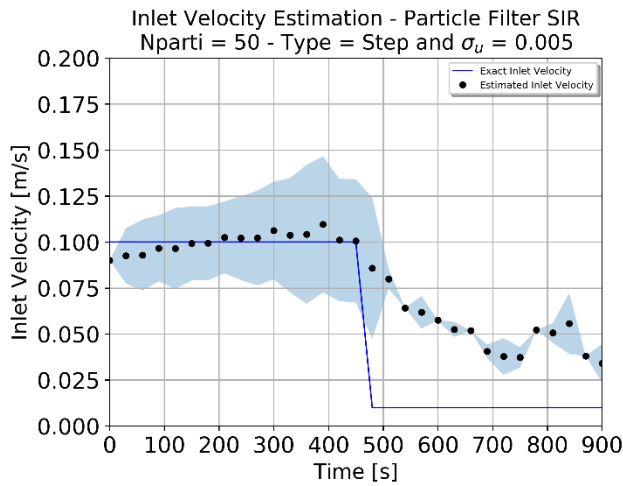


(c)

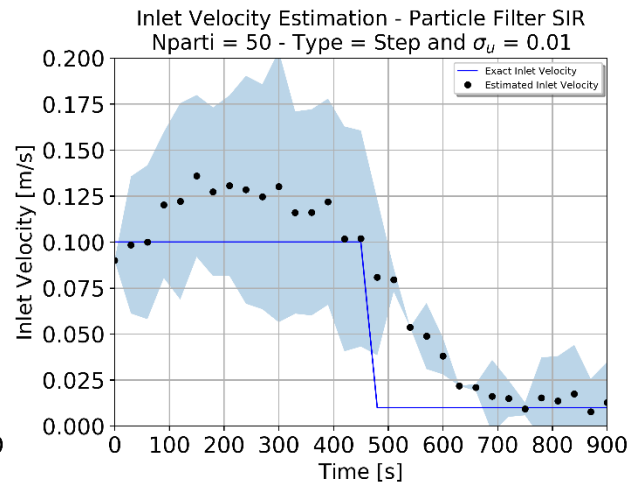


(d)

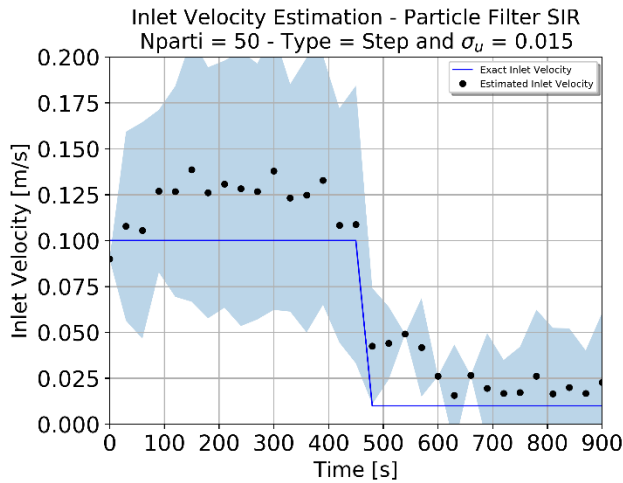
Gráfico 19. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 25, (b) Teste 26, (c) Teste 27 e (d) Teste 28.



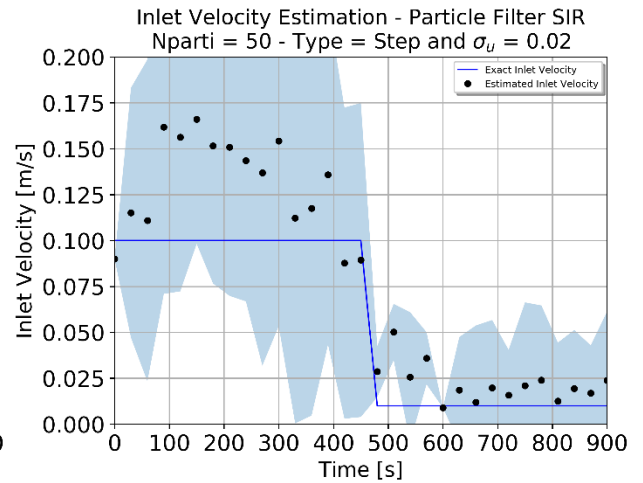
(a)



(b)

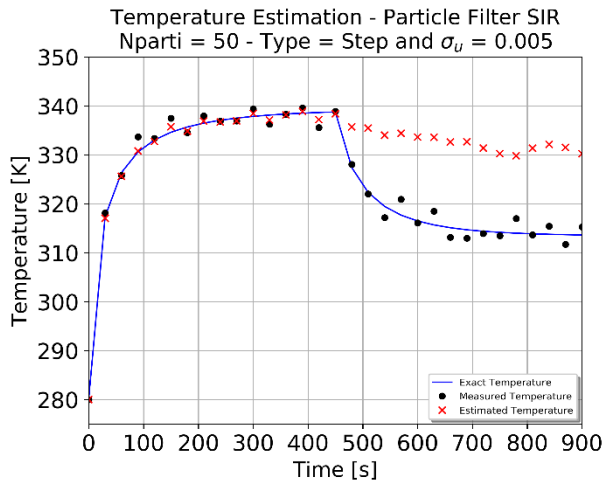


(c)

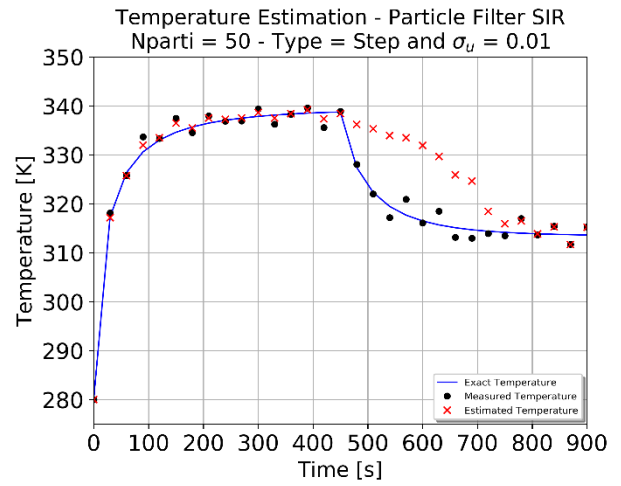


(d)

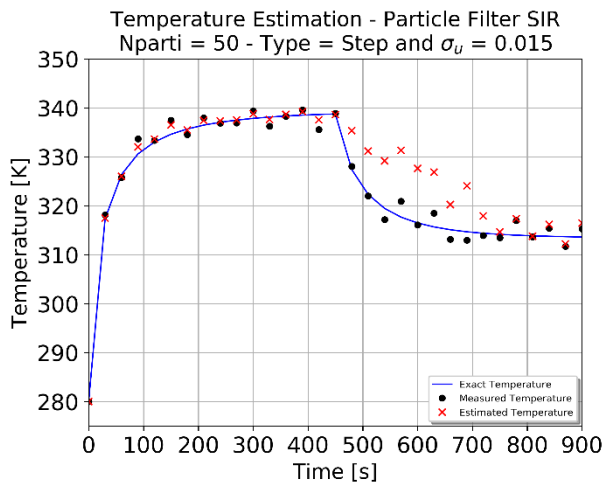
Gráfico 20. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 29, (b) Teste 30, (c) Teste 31 e (d) Teste 32.



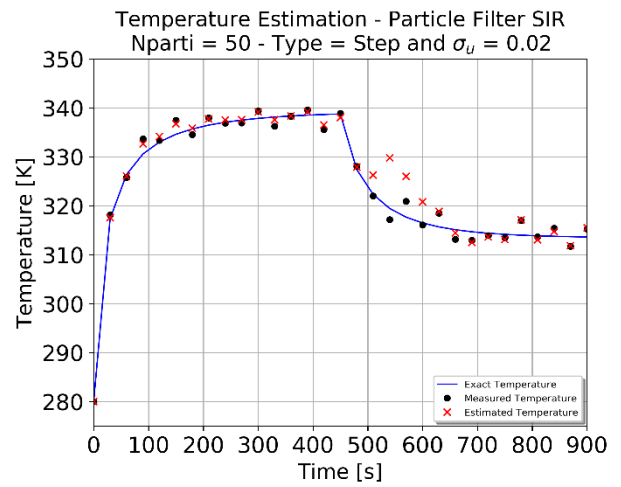
(a)



(b)

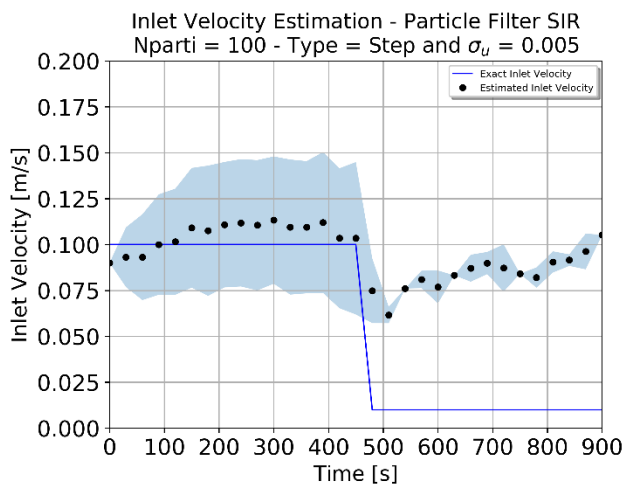


(c)

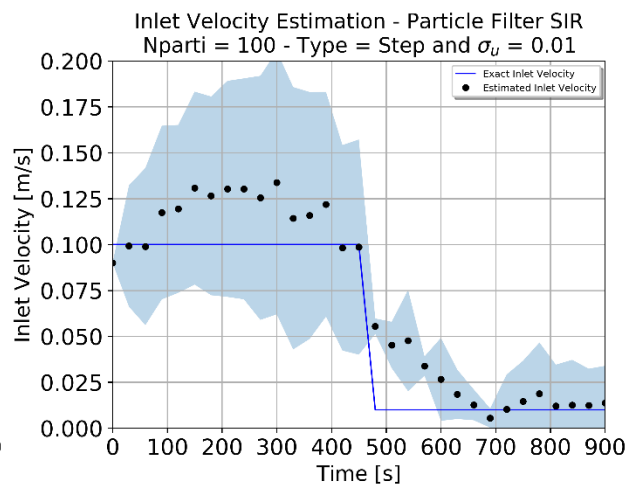


(d)

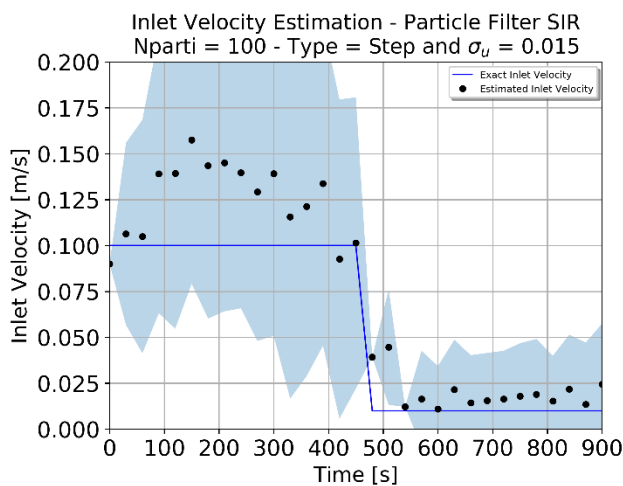
Gráfico 21. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 29, (b) Teste 30, (c) Teste 31 e (d) Teste 32.



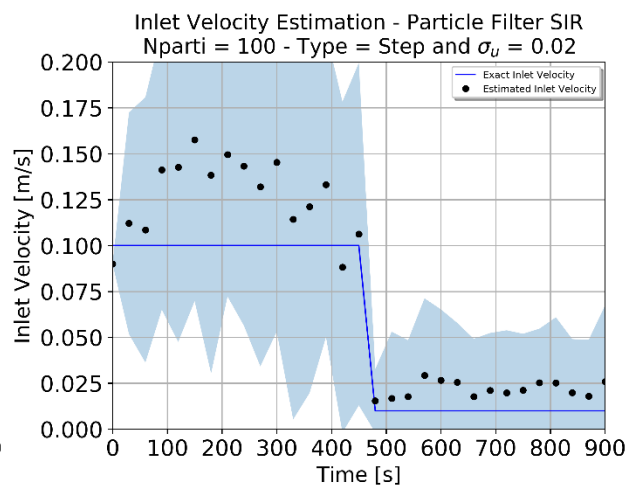
(a)



(b)

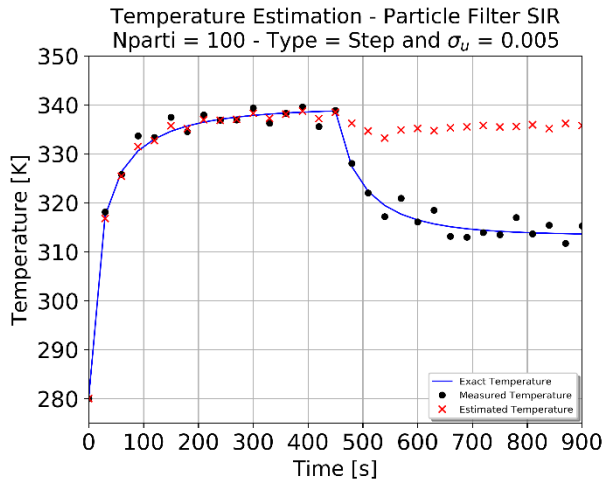


(c)

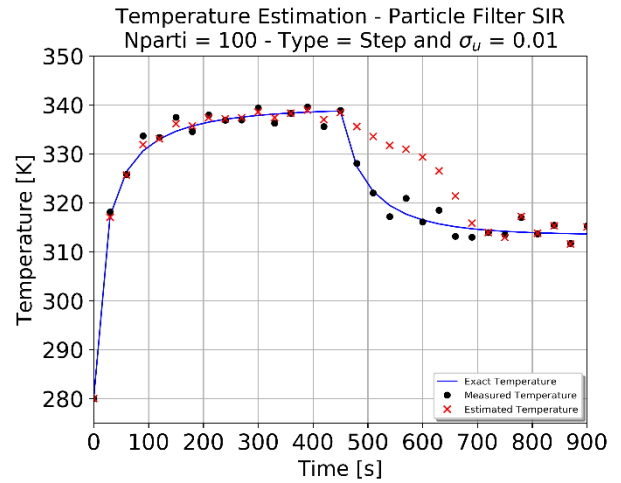


(d)

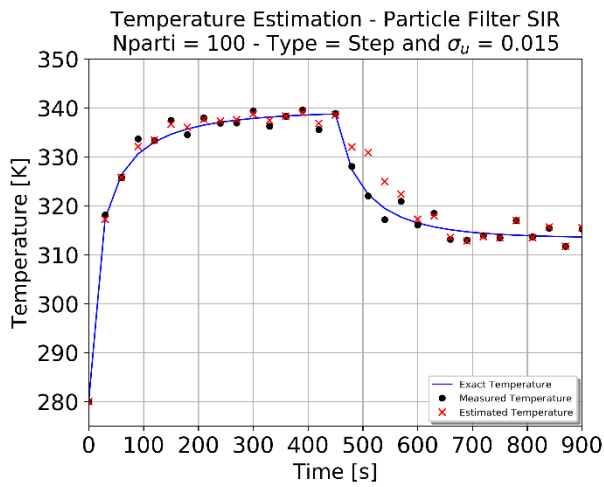
Gráfico 22. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 33, (b) Teste 34, (c) Teste 35 e (d) Teste 36.



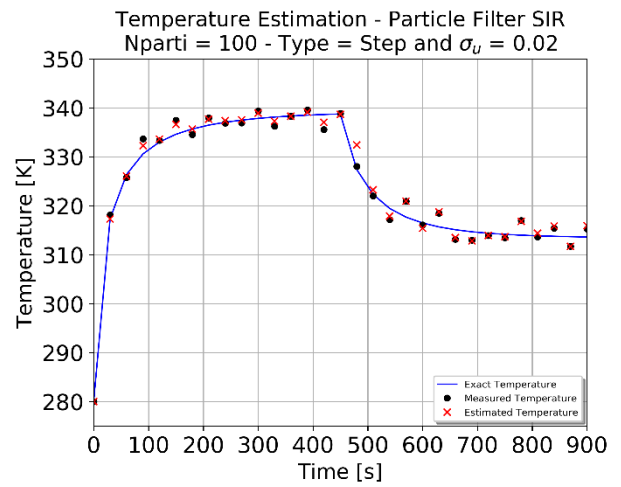
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 23. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 33, (b) Teste 34, (c) Teste 35 e (d) Teste 36.

6.3.2. Filtro de Partículas ASIR

Os resultados obtidos pelo filtro ASIR para a velocidade de entrada do tipo função degrau estão apresentados na tabela 12.

Tabela 12. Resultados da estimação de velocidade de entrada para o caso de função degrau para o filtro de partículas ASIR.

Teste	Filtro	Número de Partículas	σ_u	RMSE	N_{eff} [%]	N_{eff}^{min} [%]
37	ASIR	10	0,005	0,159633	38,989	10
38			0,01	0,040896	42,772	10
39			0,015	0,112917	38,841	10
40			0,02	0,014727	39,483	10
41	ASIR	50	0,005	0,065771	44,515	2
42			0,01	0,000502	50,482	2
43			0,015	0,026976	47,049	2,718
44			0,02	0,012051	45,300	7,918
45	ASIR	100	0,005	0,018032	51,270	1,087
46			0,01	0,018229	51,959	10,287
47			0,015	0,012141	48,726	7,438
48			0,02	0,008603	46,287	13,95

Ao analisar os dados gerados pelo filtro de partículas ASIR, observa-se através dos valores de N_{eff} que as amostras do filtro sofreram degeneração, sendo que o aumento do número de partículas impactou diretamente no aumento deste indicador. Pode ser observado que o filtro ASIR apresentou estimações com valores de RMSE de velocidade relevantes quanto a qualidade da estimação, sendo o teste 42 com menor valor de RMSE, com ordem de 10^{-4} . O testes 48 obteve RMSE com ordem de 10^{-3} , sendo um resultado pertinente para visualização gráfica das estimativas. Os baixos valores de N_{eff}^{min} apontam a degeneração durante a iteração do filtro ASIR.

Portanto, é apresentado as estimativas da velocidade para 10, 50 e 100 partículas nos gráficos 23, 25 e 27, respectivamente. Para temperatura, seguem os resultados apresentados nos gráficos 24, 26 e 28 para 10, 50 e 100 partículas, respectivamente.

O filtro ASIR apresenta boas estimações de velocidade ao observar os resultados obtidos com 50 e 100 partículas, apresentados nos gráficos 26.b, 26.c, 26.d, 28.a, 28.b, 28.c e 28.d. O resultado obtido com 100 partículas para $\sigma_u = 0,005$ no filtro ASIR (gráfico 28.a) capta melhor a queda brusca de velocidade de entrada do fluido quando comparado ao filtro SIR. Isso é justificado devido a seleção de região de maior influência *a priori* realizada pelo filtro ASIR. Portanto, as respostas presentes para o filtro ASIR no caso de estimação de função degrau são visivelmente mais precisas quando comparado ao filtro SIR. Entretanto, para a estimação da temperatura no ponto não foram satisfatórias nos testes 37 (gráfico 25.a), 38 (gráfico 25.b), 39 (gráfico 25.c), 41 (gráfico 27.a) e 45 (gráfico 29.a).

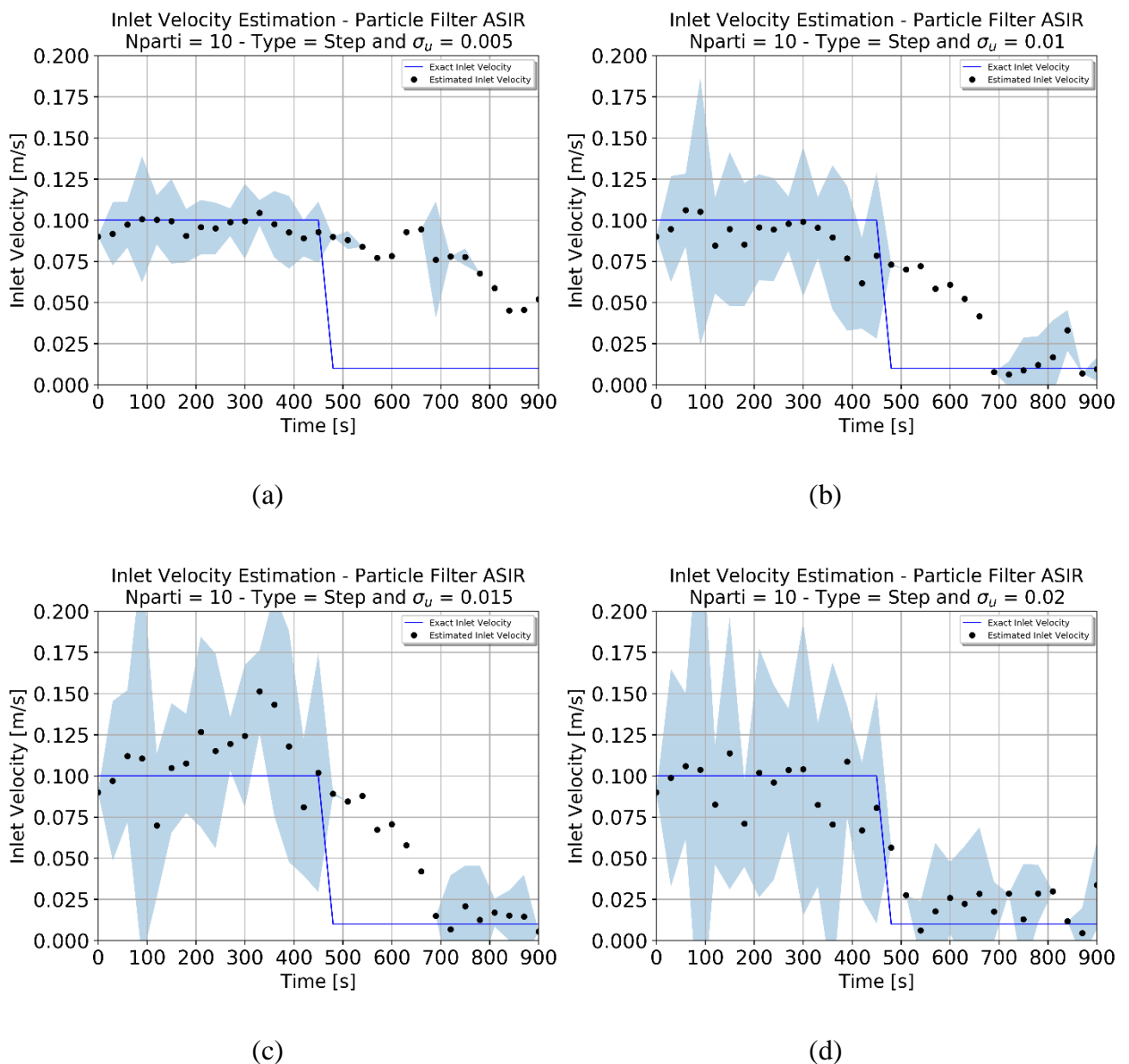
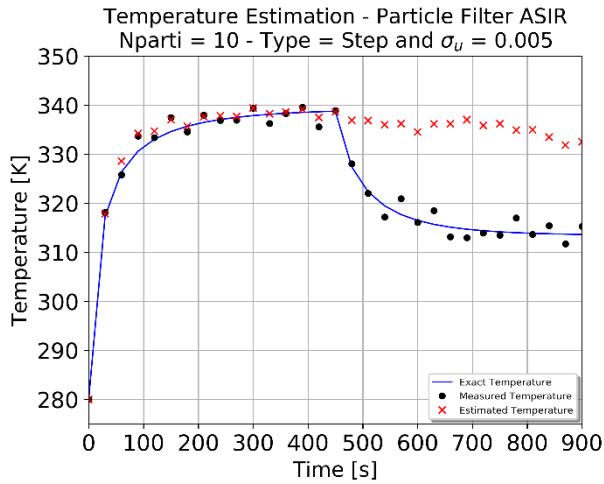
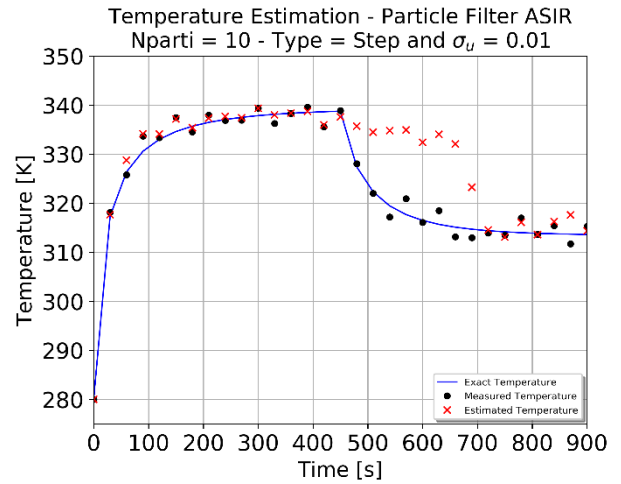


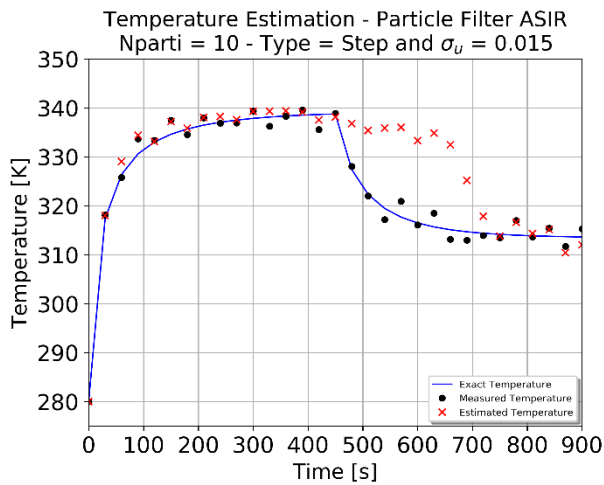
Gráfico 24. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 37, (b) Teste 38, (c) Teste 39 e (d) Teste 40.



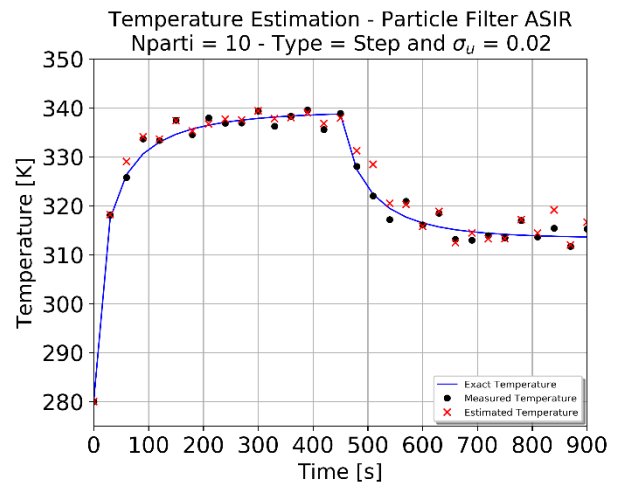
(a)



(b)

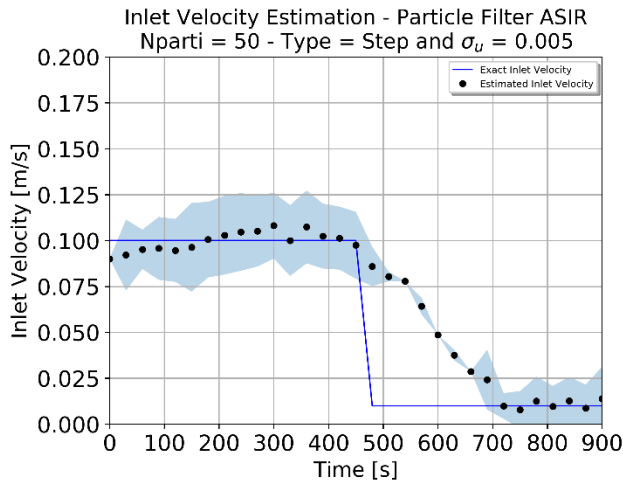


(c)

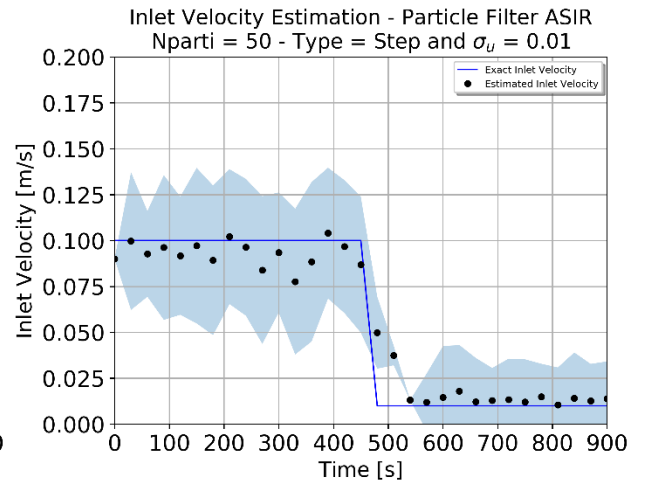


(d)

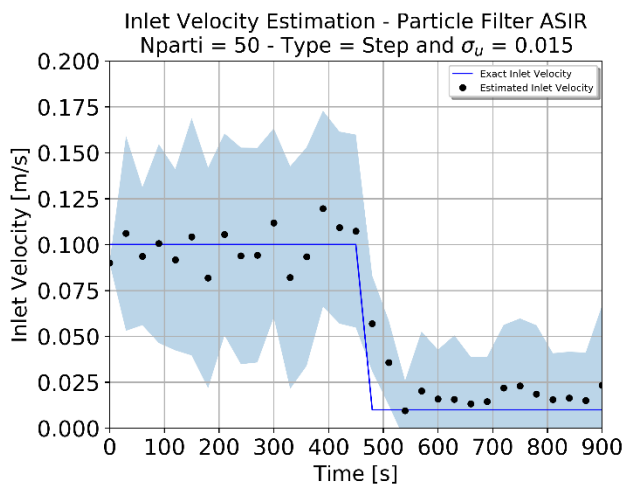
Gráfico 25. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 37, (b) Teste 38, (c) Teste 39 e (d) Teste 40.



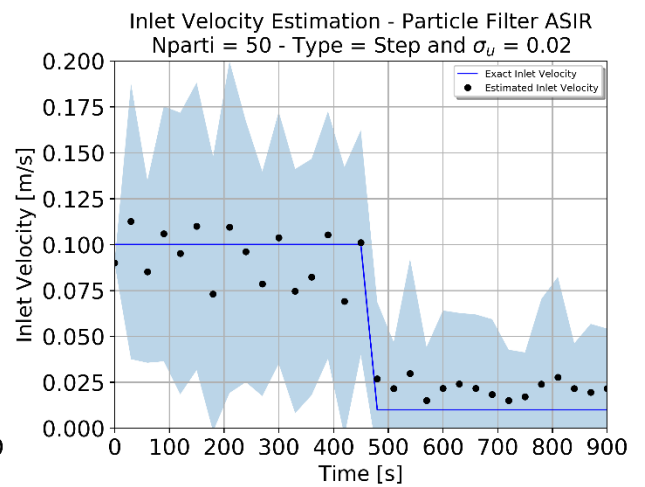
(a)



(b)

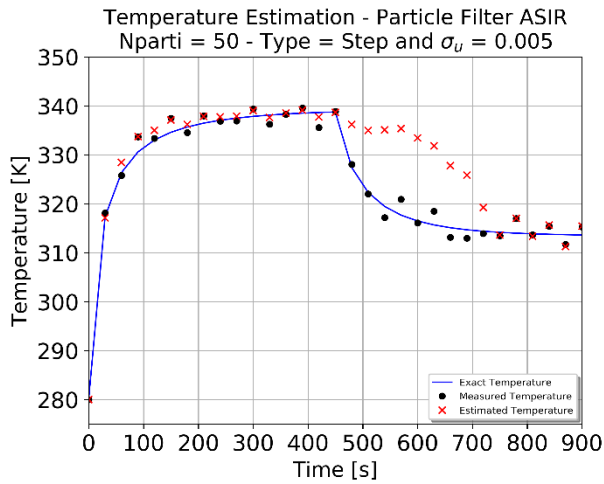


(c)

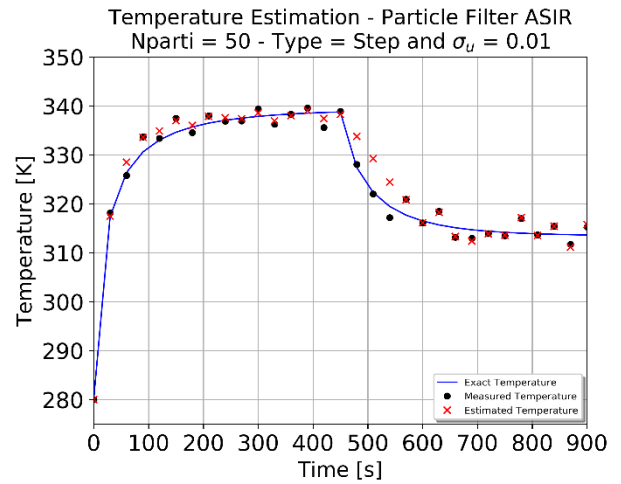


(d)

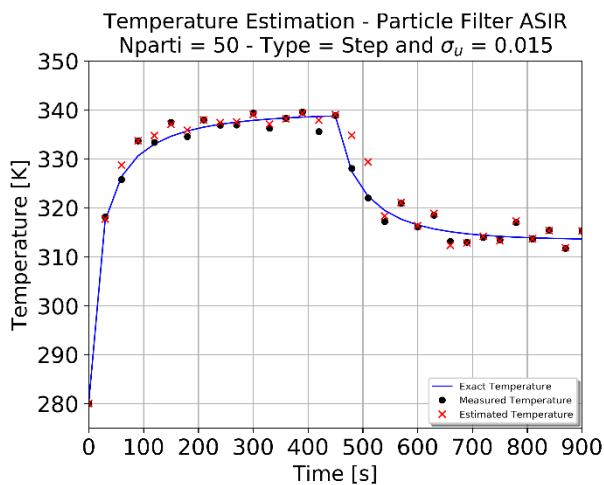
Gráfico 26. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 41, (b) Teste 42, (c) Teste 43 e (d) Teste 44.



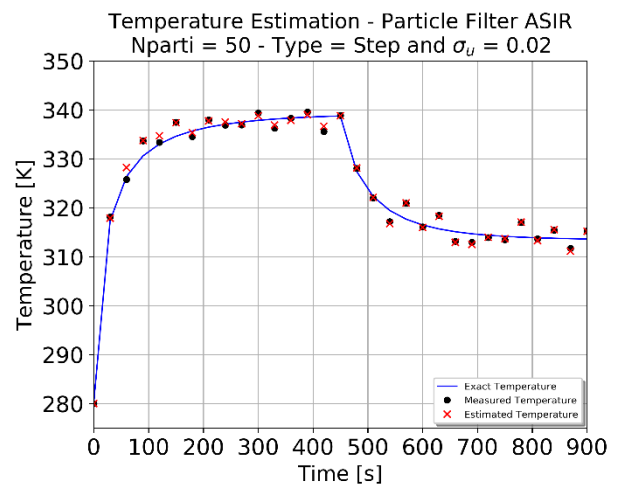
(a)



(b)

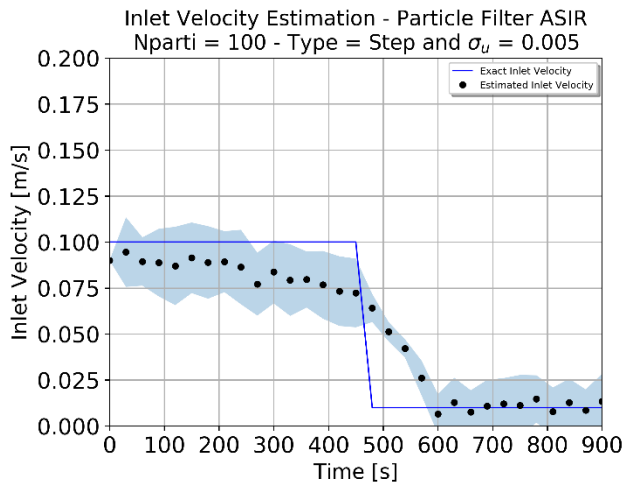


(c)

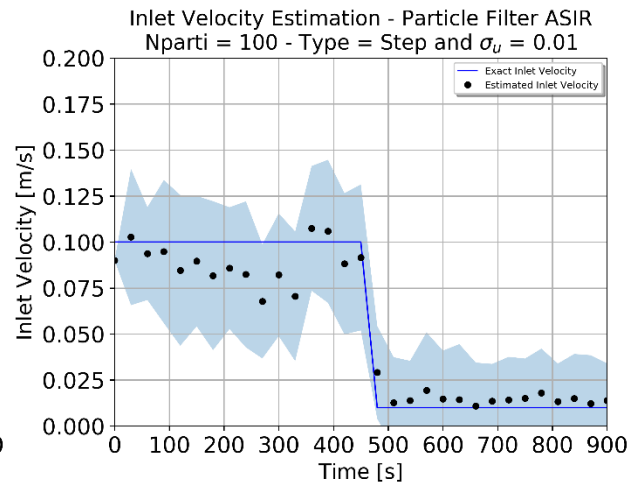


(d)

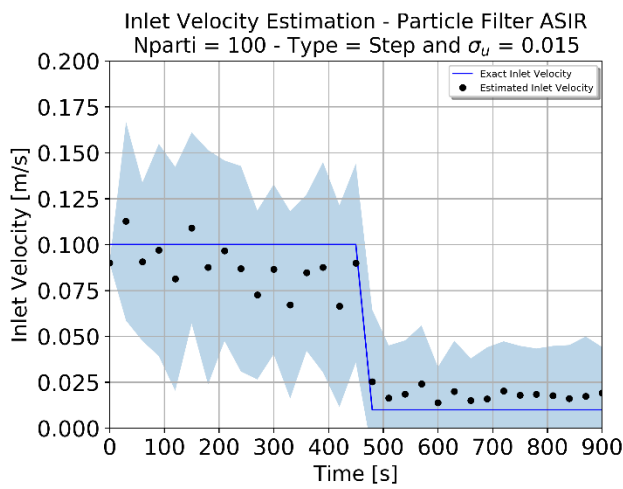
Gráfico 27. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 41, (b) Teste 42, (c) Teste 43 e (d) Teste 44.



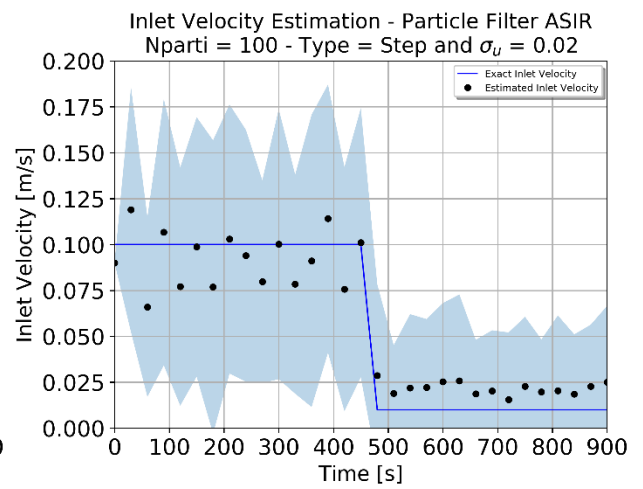
(a)



(b)

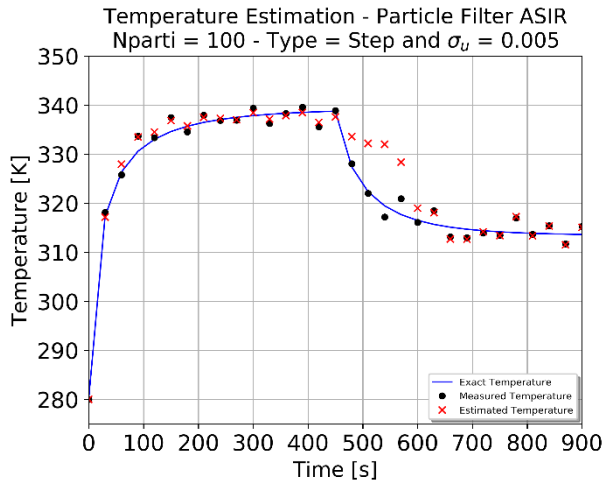


(c)

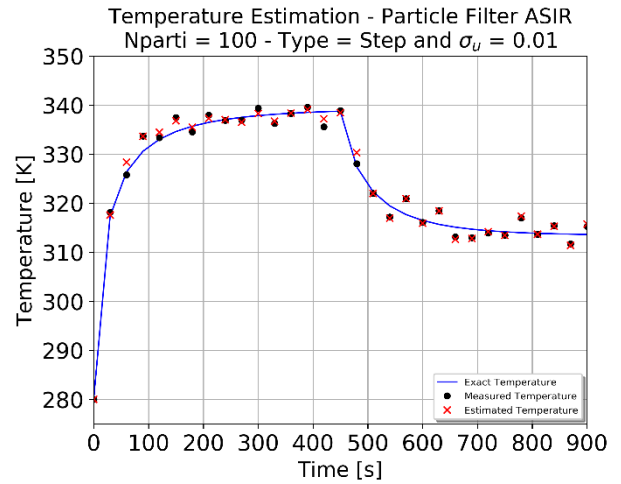


(d)

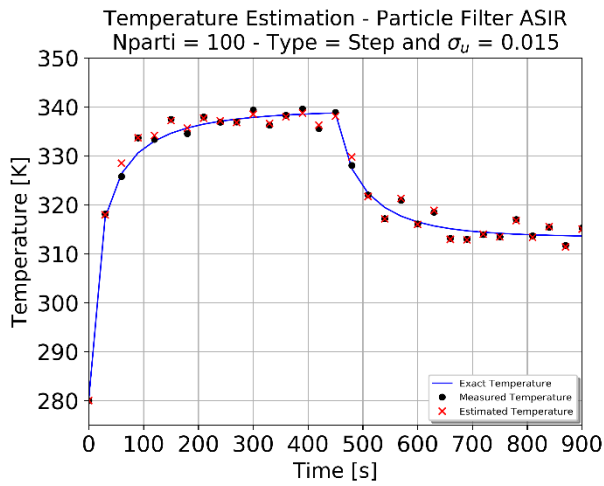
Gráfico 28. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 45, (b) Teste 46, (c) Teste 47 e (d) Teste 48.



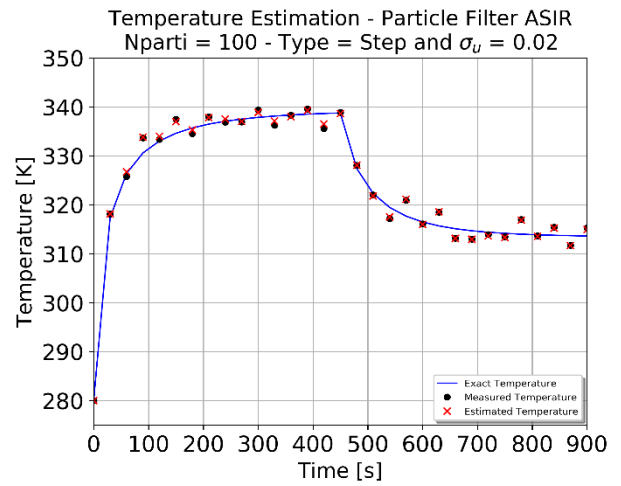
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 29. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função degrau para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 45, (b) Teste 46, (c) Teste 47 e (d) Teste 48.

Pode-se notar por meio dos gráficos gerados que para todos os testes em que $\sigma_u = 0,005$ (testes 37, 41 e 45), o filtro ASIR não foi capaz de constatar a queda de velocidade no instante de 450 segundos. Os testes 42, 43 e 44 para 50 partículas e 46, 47 e 48 com 100 partículas demonstram um aumento do intervalo de confiança ao passo do aumento do parâmetro σ_u quanto a estimativa da velocidade, sendo possível a estimação da temperatura no ponto de medição.

A tabela 13 permite avaliar a diferença absoluta entre os valores de RMSE e N_{eff} para os filtros SIR e ASIR para o caso de função degrau, processo similar ao caso de função constante. Pode-se verificar portanto que todos os resultados gerados com os mesmos parâmetros e números de partículas com o filtro ASIR foram de menor valor para RMSE da estimativa da velocidade em comparação ao filtro SIR. Apenas o caso comparativo 25-37 apontou valor maior do indicador de eficiência da amostra de partículas. Os valores mínimos para ambos os filtros variam de acordo com o teste, destacando entretanto que todos os testes pôde ser observado a presença de degeneração de partículas durante a aplicação do filtro.

Tabela 13. Diferença absoluta dos valores de RMSE e N_{eff} entre os filtros SIR e ASIR para o caso de função degrau.

Diferença de Teste	Número de Partículas	σ_u	Diferença RMSE	Diferença N_{eff} [%}
25-37	10	0,005	0,072	1,540
26-38		0,01	0,245	-2,430
27-39		0,015	0,046	-0,343
28-40		0,02	0,108	0,981
29-41	50	0,005	0,051	-10,510
30-42		0,01	0,101	-11,390
31-43		0,015	0,080	-9,396
32-44		0,02	0,107	-4,400
33-45	100	0,005	0,197	-19,070
34-46		0,01	0,061	-10,738
35-47		0,015	0,087	-7,284
36-48		0,02	0,099	-7,813

6.4. Estimação para Função Rampa

6.4.1. Filtro de Partículas SIR

Assim, foi aplicado inicialmente o filtro de partículas SIR no problema inverso proposto para estimação da velocidade de entrada e temperatura no ponto de medição. Os resultados obtidos pelo método podem ser encontrado na tabela 14.

Tabela 14. Resultados da estimação de velocidade de entrada para função rampa para o filtro de partículas SIR

Teste	Filtro	Número de Partículas	σ_u	RMSE	$N_{eff}[\%]$	$N_{eff}^{min}[\%]$
49	SIR	10	0,005	0,127052	54,849	1
50			0,01	0,179605	54,126	1
51			0,015	0,153778	49,112	1
52			0,02	0,082456	48,841	1,064
53	SIR	50	0,005	0,095585	50,018	3,816
54			0,01	0,089856	55,868	12,428
55			0,015	0,103183	55,037	5,578
56			0,02	0,144582	49,417	7,378
57	SIR	100	0,005	0,126585	48,448	1,03
58			0,01	0,094454	54,061	6,85
59			0,015	0,126585	53,017	6,894
60			0,02	0,127052	50,046	5,542

Examinando os resultados gerados pelo filtro SIR para o caso de função rampa como a velocidade de entrada, é possível observar através do valor mínimo de eficiência N_{eff}^{min} a degeneração das amostras geradas durante a estimação do filtro. O indicador de eficiência da amostra inferem na baixa eficiência das amostras para estimativa. Os resultados de RMSE para estimar a velocidade foram menores nos testes 52, 53, 54 e 58, na ordem de 10^{-2} . Nota-se que para o caso de estimação com 10 partículas, o menor RMSE foi obtido com o parâmetro σ_u do teste 52. Para 50 partículas, o resultado obtido pelo teste 54 apresentou menor valor de erro RMSE, sendo para 100 partículas o teste 58 com menor valor obtido de erro. Analisando o aumento do número de partículas para os mesmos parâmetros σ_u , não é possível concluir o

comportamento com precisão, sendo necessário reavaliar a aplicação do filtro SIR.

Os resultados da estimação de velocidade para 10, 50 e 100 partículas são apresentados pelos gráficos 30, 32 e 34 e para a temperatura no ponto de medição para 10, 50 e 100 partículas nos gráficos 31, 33 e 35, respectivamente. Pelos resultados obtidos de estimação, é possível observar o aumento do intervalo de confiança ao passo do aumento de σ_u , o que indica redução da confiabilidade dos resultados. Os gráficos de velocidade estimada dos testes 49, 53 e 57 (gráficos 30.a, 32.a e 34.a, respectivamente) apontam que o filtro SIR não foi capaz de observar a redução linear da velocidade. Não foi possível obter estimativas próximas a exata para temperatura nos testes 49, 50, 51, 53 e 57 (gráficos 31.a, 31.b, 31.c, 33.a e 35.a, respectivamente).

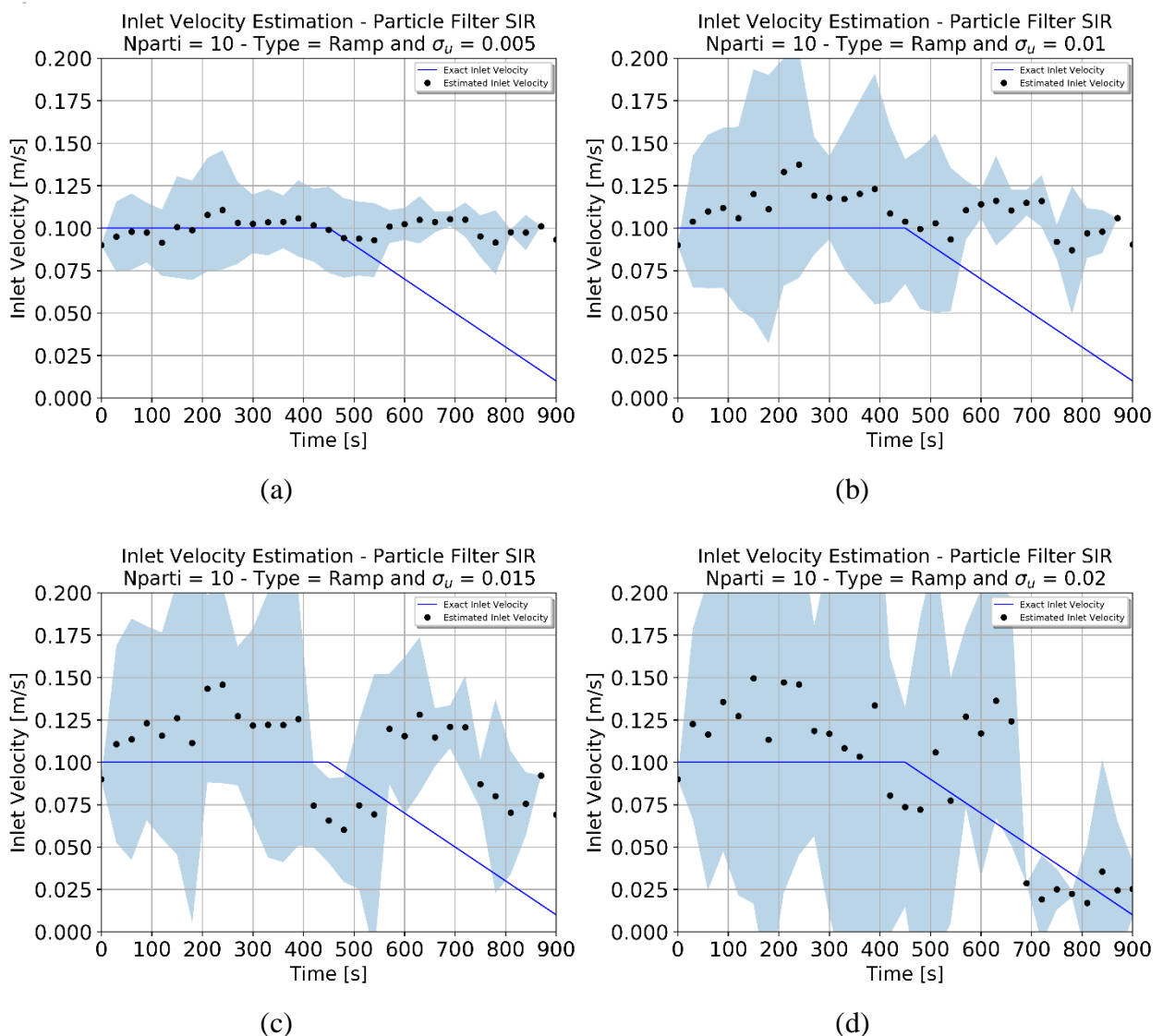
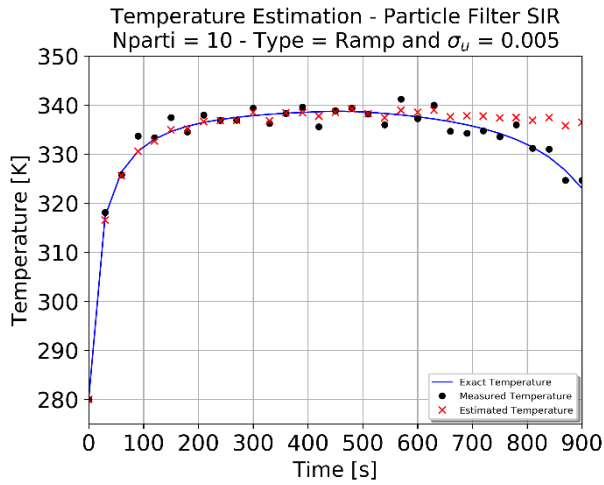
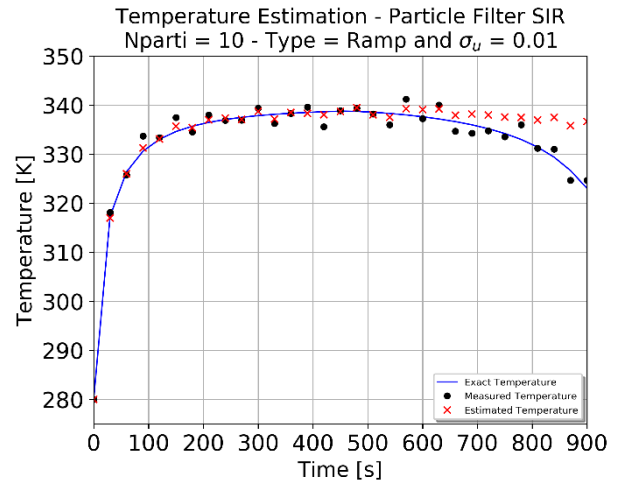


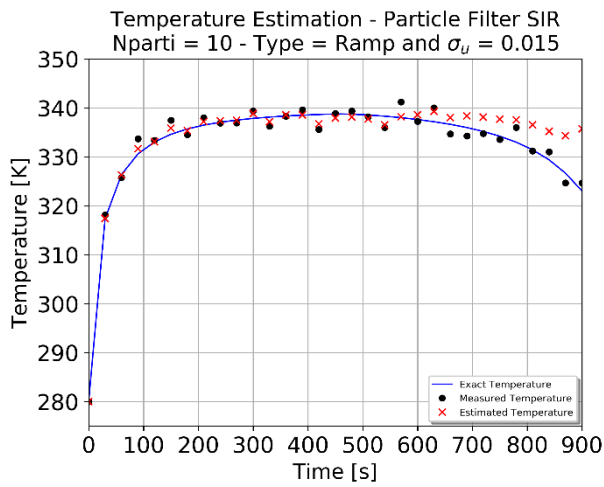
Gráfico 30. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 49, (b) Teste 50, (c) Teste 51 e (d) Teste 52.



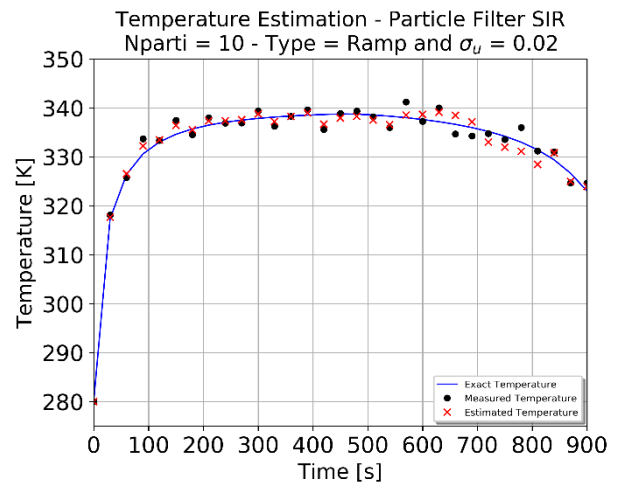
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 31. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 10 partículas: (a) Teste 49, (b) Teste 50, (c) Teste 51 e (d) Teste 52.

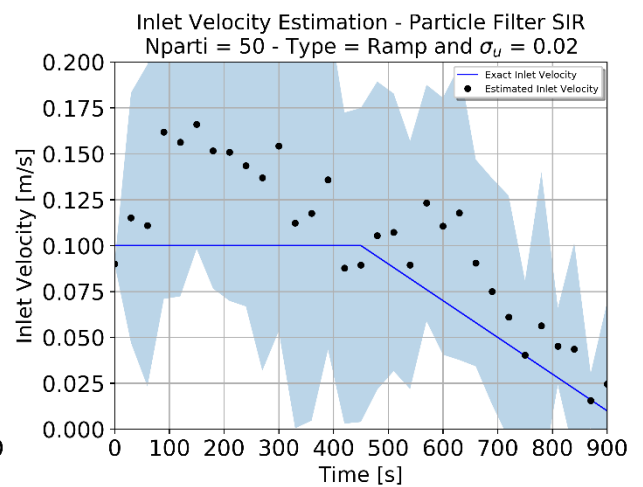
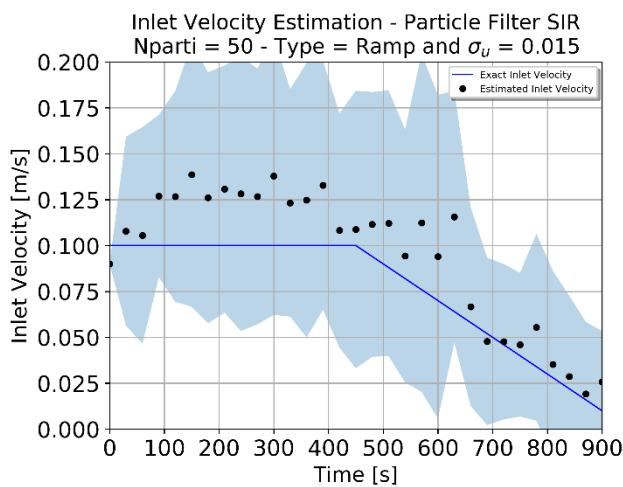
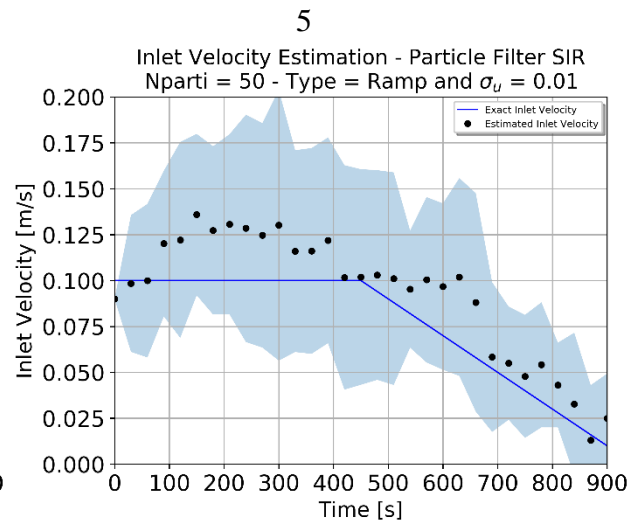
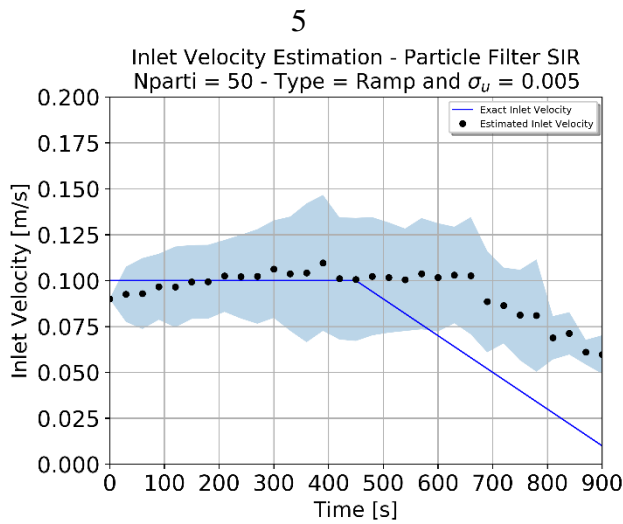
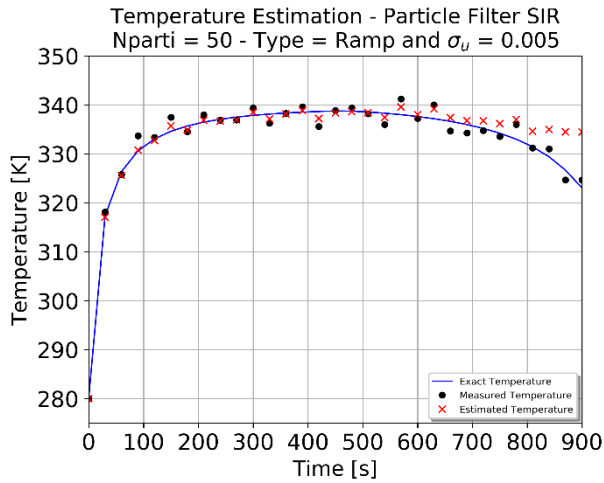
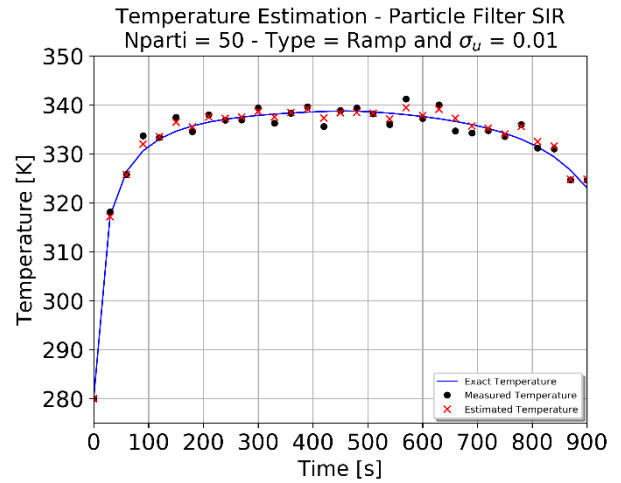


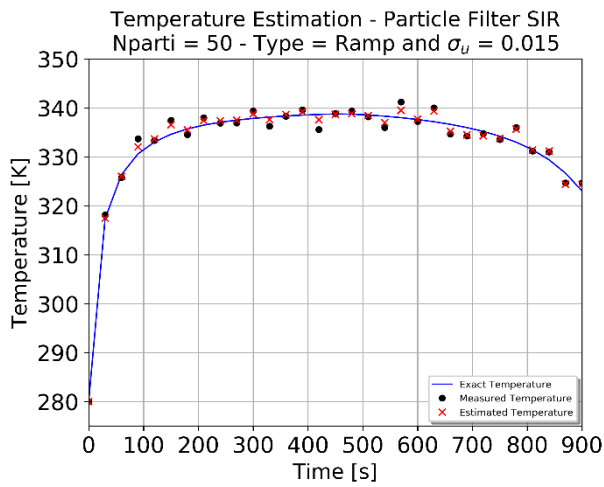
Gráfico 32. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 53, (b) Teste 54, (c) Teste 55 e (d) Teste 56.



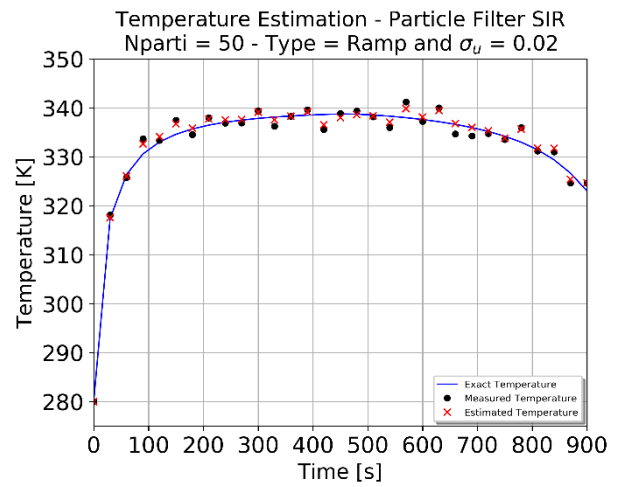
(a)



(b)

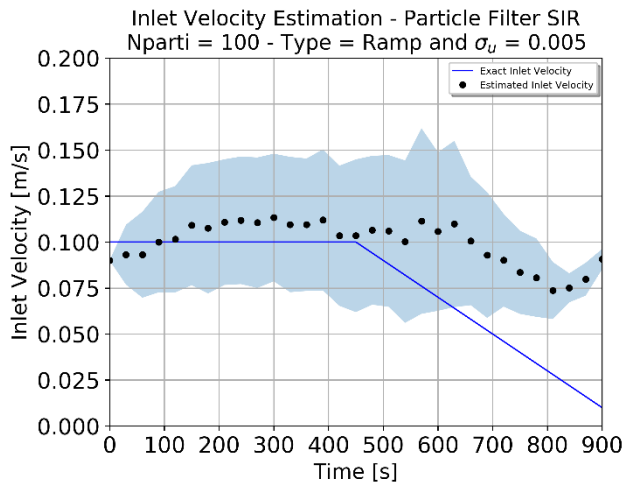


(c)

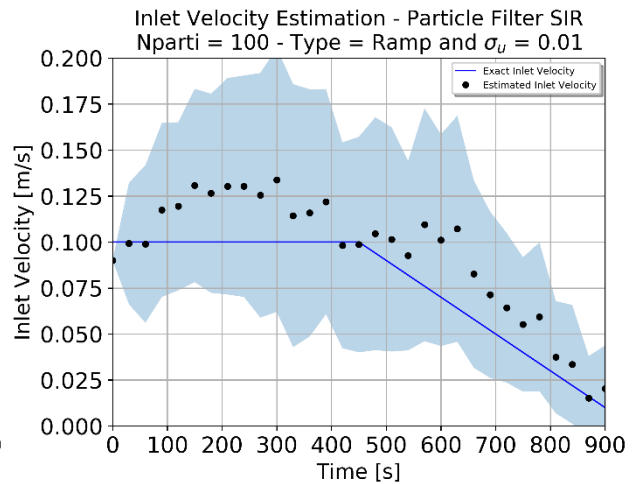


(d)

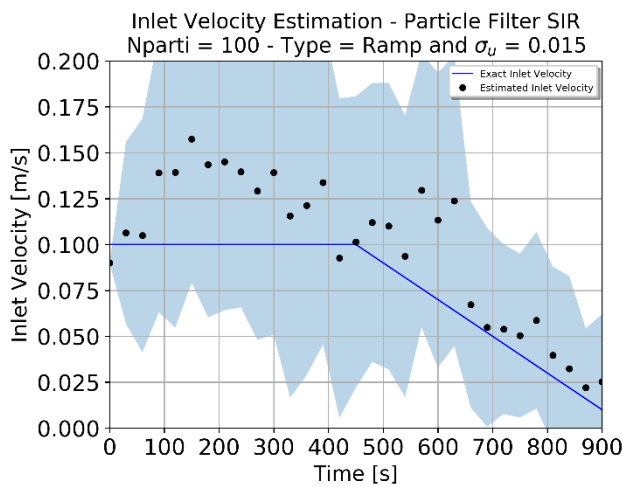
Gráfico 33. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 50 partículas: (a) Teste 53, (b) Teste 54, (c) Teste 55 e (d) Teste 56.



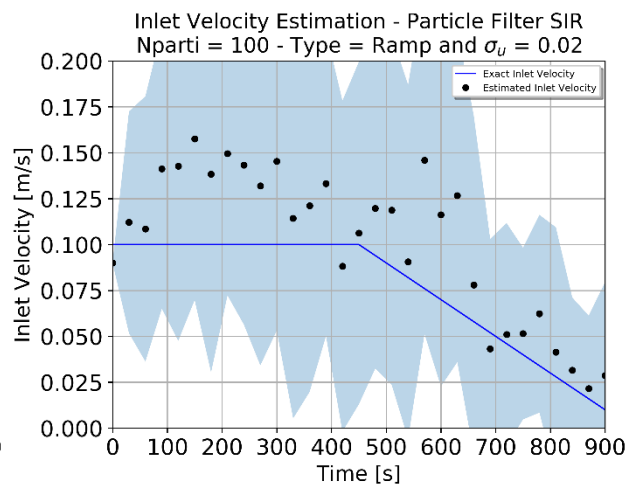
(a)



(b)

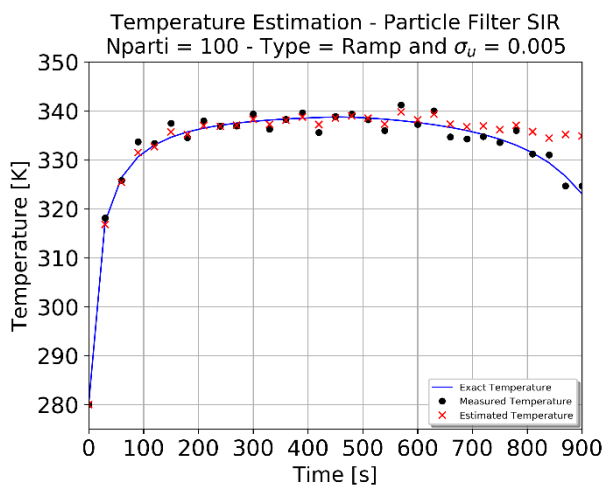


(c)

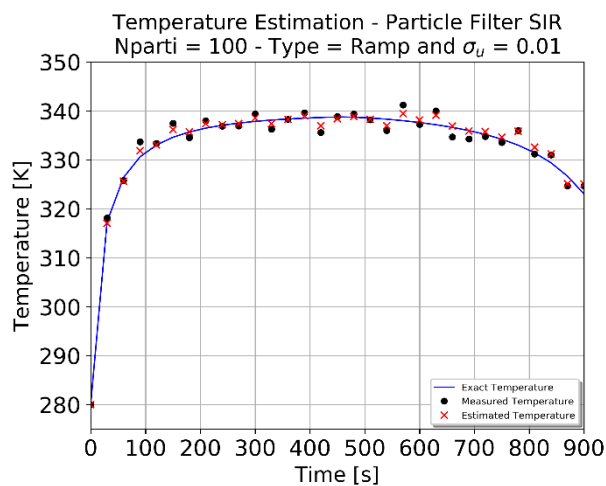


(d)

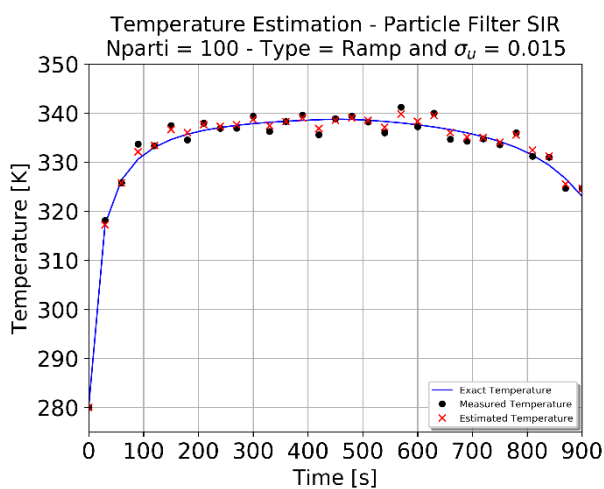
Gráfico 34. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 57, (b) Teste 58, (c) Teste 59 e (d) Teste 60.



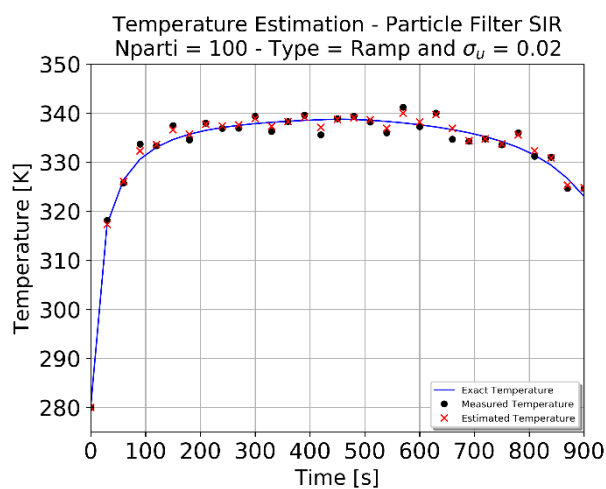
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 35. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro SIR com 100 partículas: (a) Teste 57, (b) Teste 58, (c) Teste 59 e (d) Teste 60.

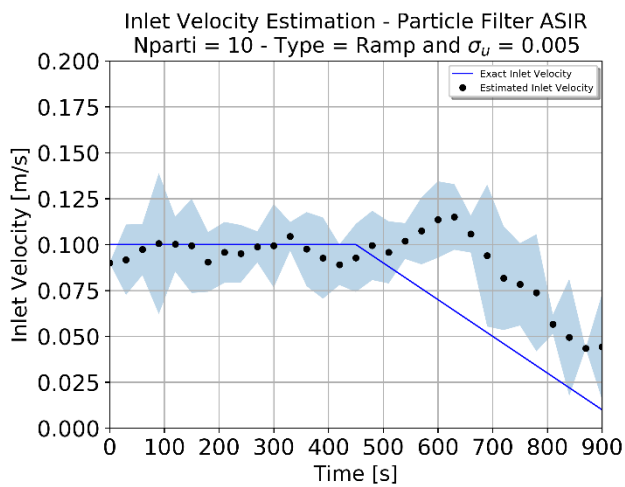
6.4.2. Filtro de Partículas ASIR

Para o filtro ASIR, a tabela 15 apresenta os resultados obtidos para RMSE para a estimação de velocidade de entrada como função rampa, N_{eff} e N_{eff}^{min} .

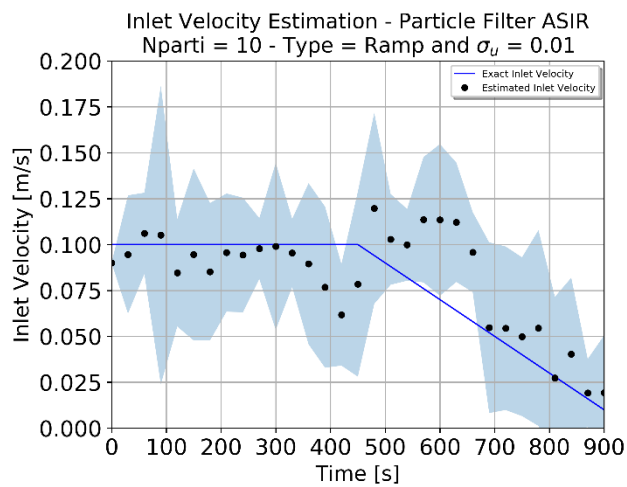
Tabela 15. Resultados da estimação de velocidade de entrada para função rampa para o filtro de partículas ASIR.

Teste	Filtro	Número de Partículas	σ_u	RMSE	N_{eff} [%]	N_{eff}^{min} [%]
61	ASIR	10	0,005	0,074482	55,070	10,13
62			0,01	0,026078	60,998	14,42
63			0,015	0,096124	52,557	11,03
64			0,02	0,162632	49,554	10,06
65	ASIR	50	0,005	0,059970	53,665	4,32
66			0,01	0,006232	64,872	17,928
67			0,015	0,030425	62,990	16,168
68			0,02	0,018822	61,846	7,918
69	ASIR	100	0,005	0,024983	59,942	5,634
70			0,01	0,001023	64,502	10,287
71			0,015	0,014476	61,412	11,967
72			0,02	0,019307	61,385	21,244

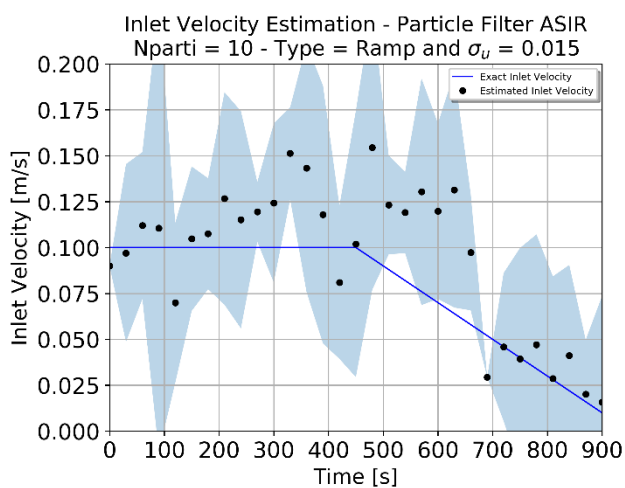
Assim como inferido para os testes obtidos pelo filtro SIR, é observado valores baixos de N_{eff}^{min} , indicando portanto degeneração durante a aplicação do filtro ASIR. Tem-se que para o filtro ASIR no caso de velocidade do tipo rampa, o teste 52 se manifestou com maior valor de RMSE para velocidade estimada. Os testes 54 e 58 foram os que possuíram o menor valor de RMSE, de ordem de grandeza de 10^{-3} . Para o filtro ASIR, foi possível perceber que o aumento no número de partículas gerou redução do valor de RMSE no caso de velocidade de função rampa (excetuando no aumento de 50 para 100 partículas entre os casos 56 e 60, com aumento de $4,85 \cdot 10^{-4}$). Os resultados obtidos da estimação de velocidade são expostos nos gráficos 36, 38 e 40 e da temperatura estimada no ponto nos gráficos 37, 39 e 41 para os testes de 10, 50 e 100 partículas, respectivamente. Os resultados de estimação dos testes de 10 partículas (49, 50, 51 e 52) não foram suficientes para reproduzir resultados de velocidade próximos ao exato.



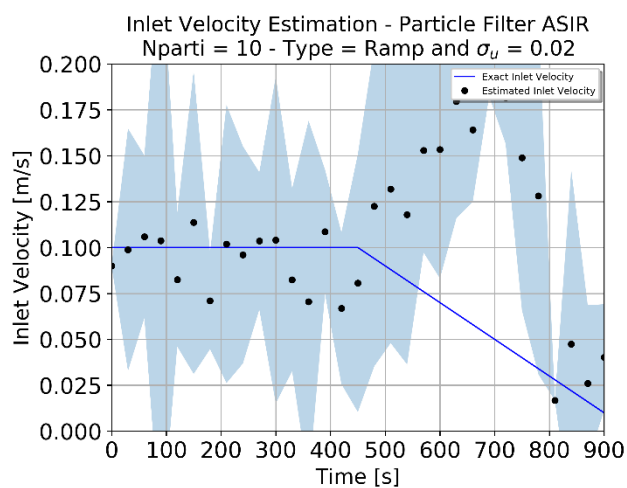
(a)



(b)

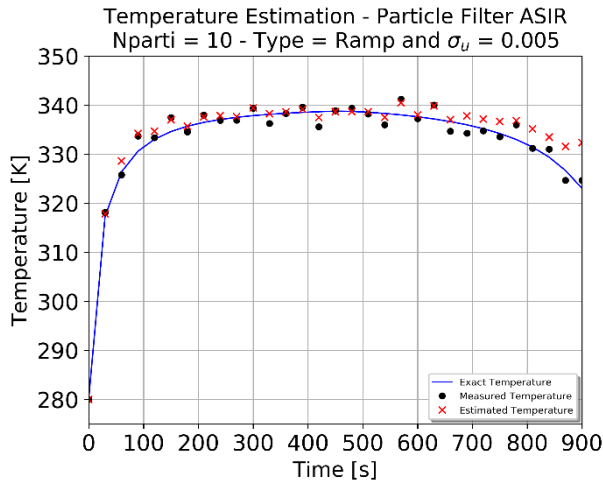


(c)

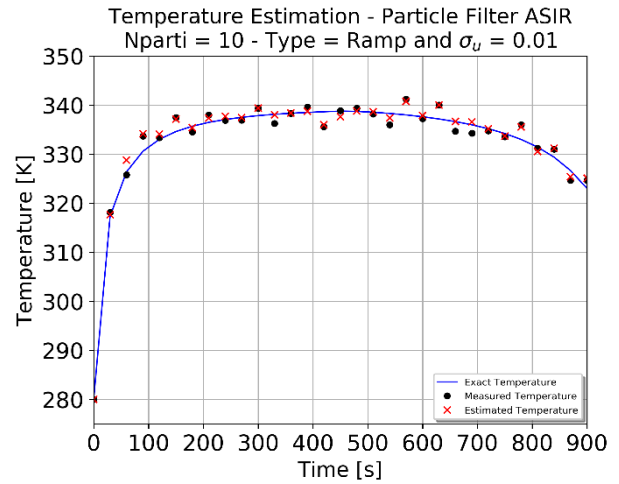


(d)

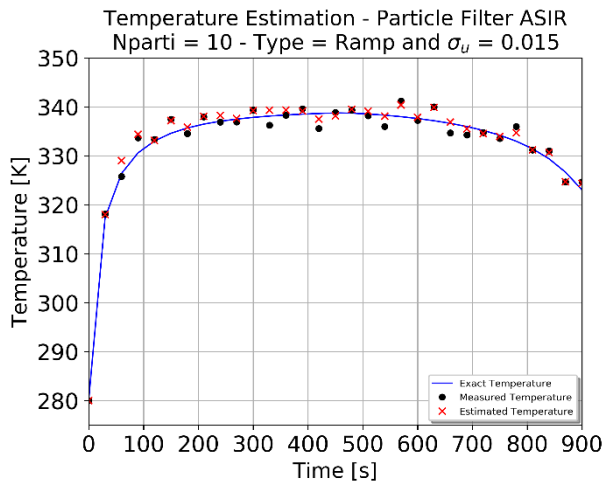
Gráfico 36. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 61, (b) Teste 62, (c) Teste 63 e (d) Teste 64.



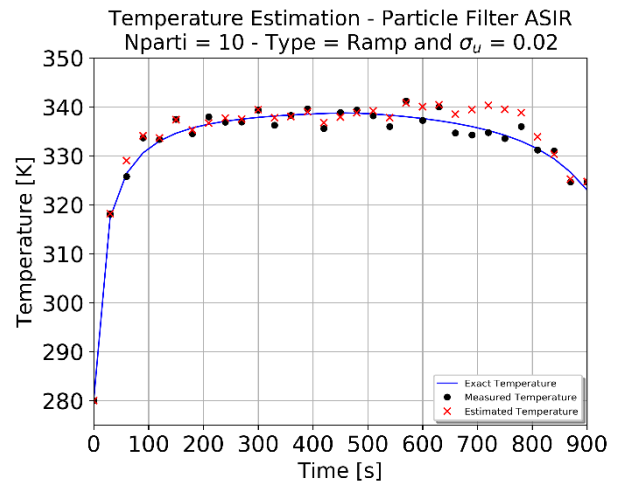
(a)



(b)

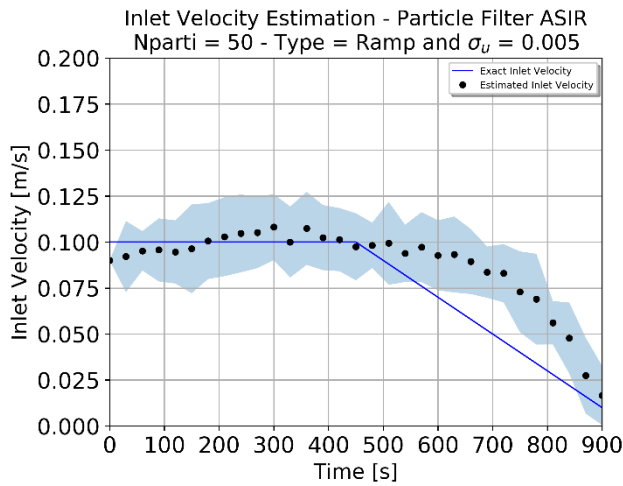


(c)

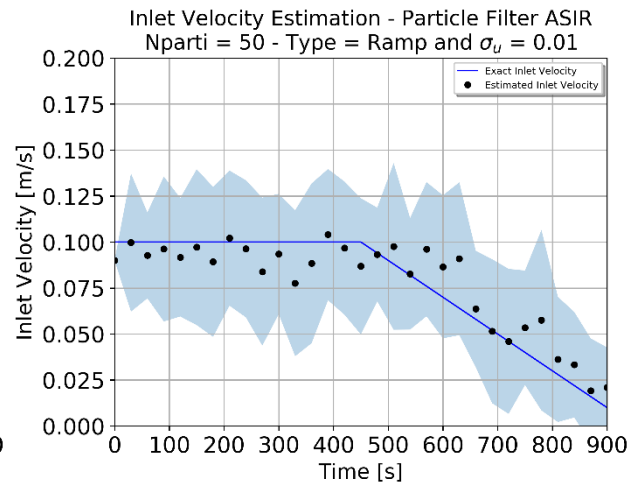


(d)

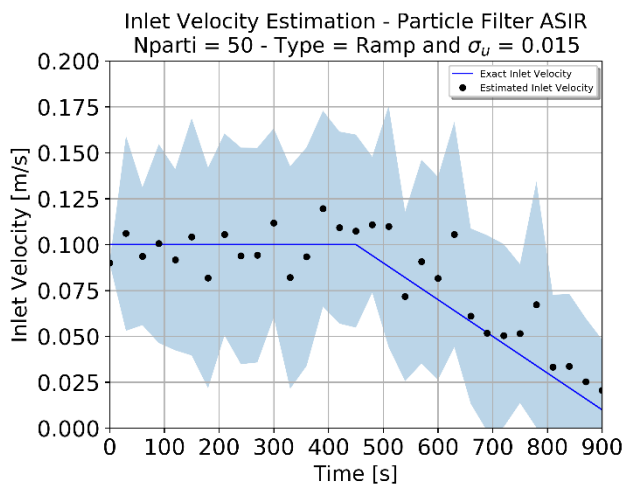
Gráfico 37. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 10 partículas: (a) Teste 61, (b) Teste 62, (c) Teste 63 e (d) Teste 64.



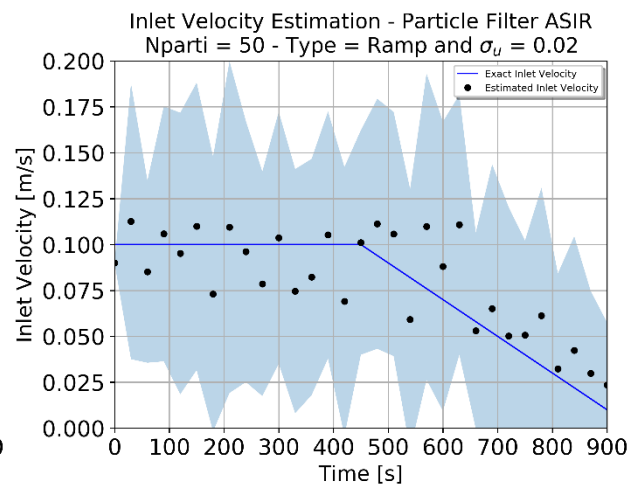
(a)



(b)

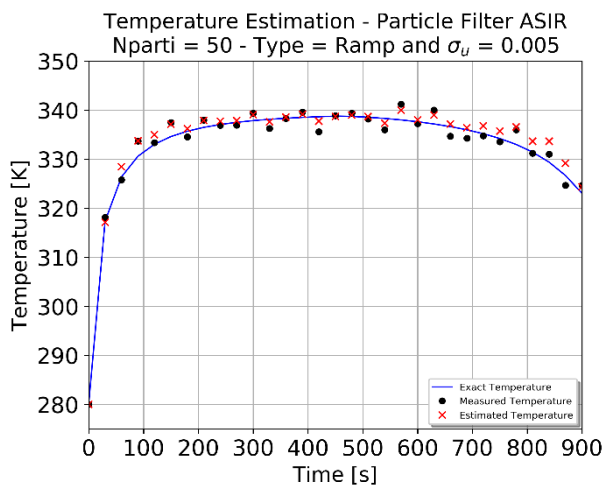


(c)

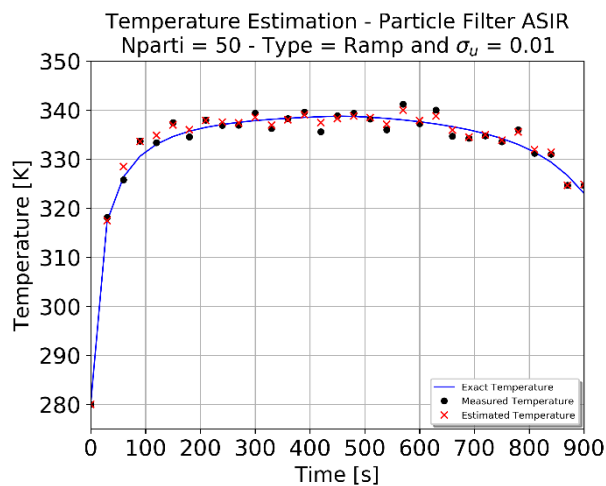


(d)

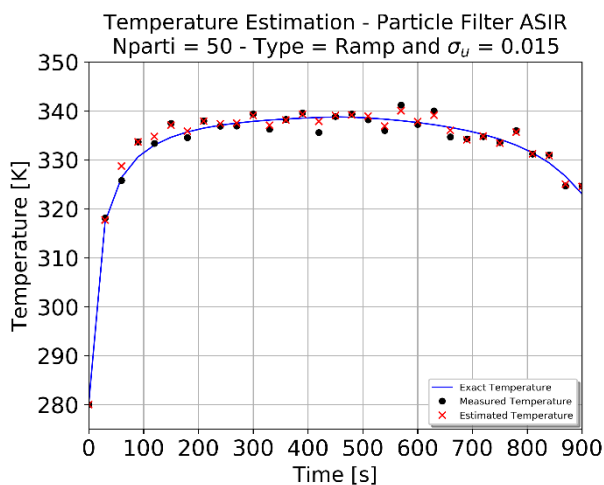
Gráfico 38. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 65, (b) Teste 66, (c) Teste 67 e (d) Teste 68.



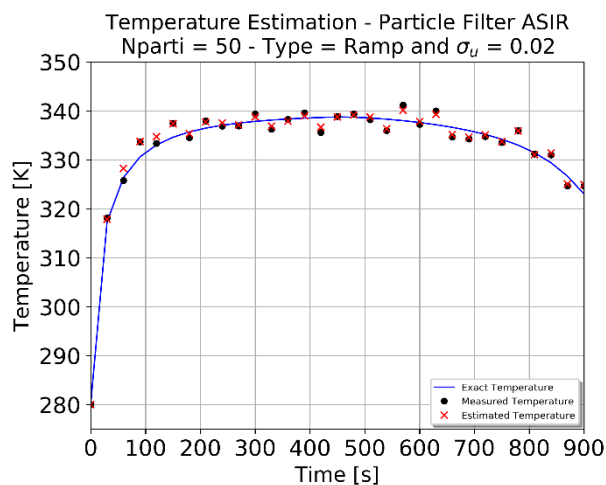
(a)



(b)

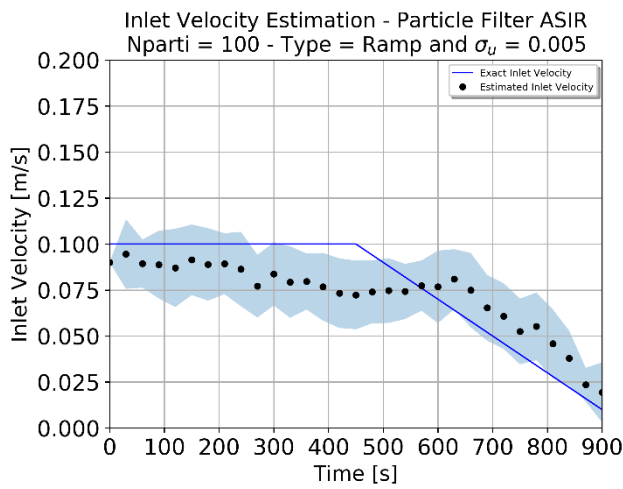


(c)

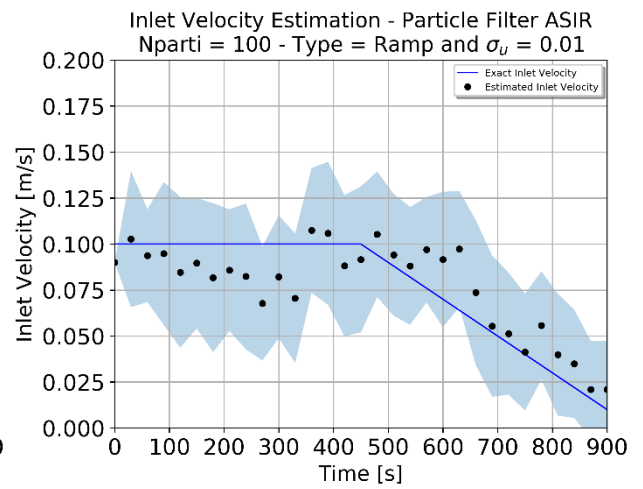


(d)

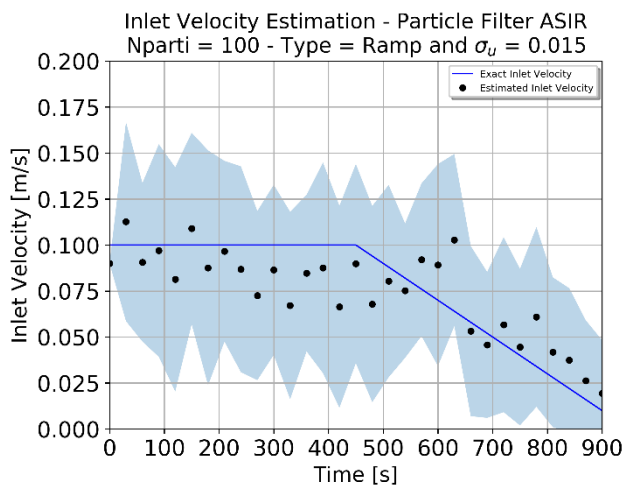
Gráfico 39. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 50 partículas: (a) Teste 65, (b) Teste 66, (c) Teste 67 e (d) Teste 68.



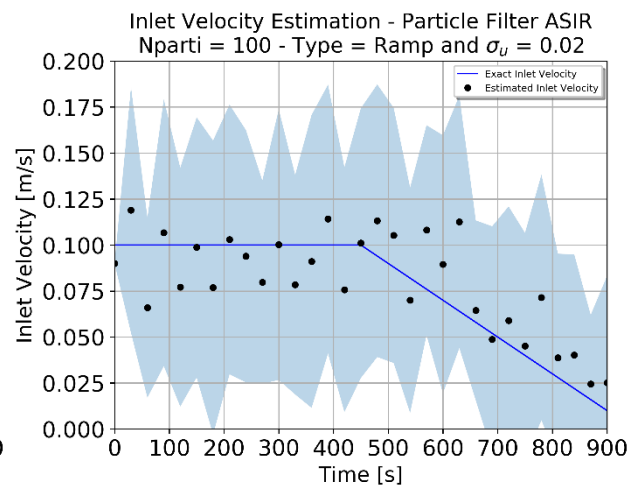
(a)



(b)

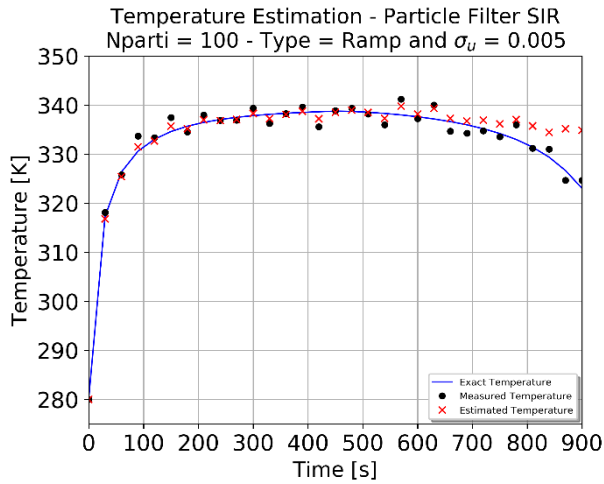


(c)

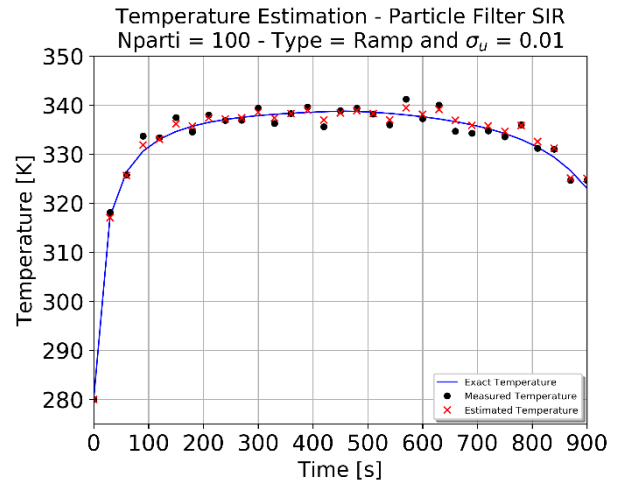


(d)

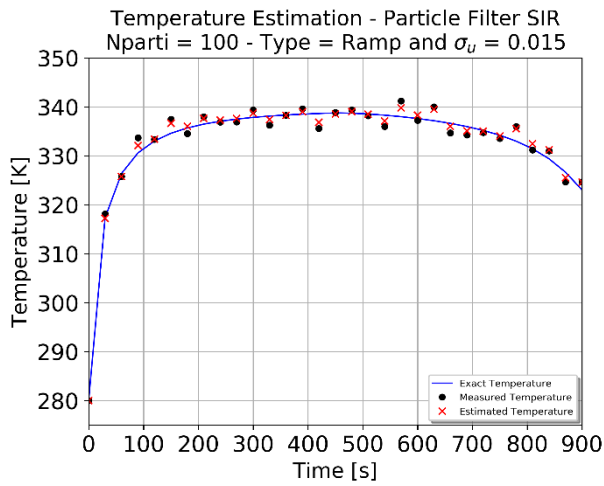
Gráfico 40. Resultado obtido para estimação da velocidade de entrada do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 69, (b) Teste 70, (c) Teste 71 e (d) Teste 72.



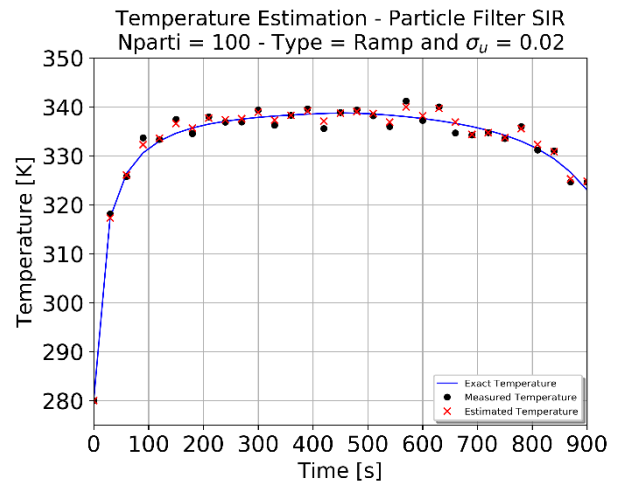
(a)



(b)



(c)



(d)

Gráfico 41. Resultado obtido para estimação da temperatura do caso de função rampa para estimação pelo filtro ASIR com 100 partículas: (a) Teste 69, (b) Teste 70, (c) Teste 71 e (d) Teste 72.

Para comparação dos filtros SIR e ASIR para a velocidade de função rampa, é apresentado o resultado da diferença entre os valores RMSE e N_{eff} para cada teste realizado na tabela 16. É iminente afirmar que o valor de RMSE para o filtro ASIR é menor em comparação ao RMSE, excetuando para a diferença dos testes 52-64. Para o indicador de eficiência de amostra N_{eff} , o filtro ASIR apresentou valor menor em todos os casos comparativos, a enfatizar os maiores valores apresentados nos testes 56-68, 57-69 e 60-72. Portanto, em média, o filtro ASIR apresentou menor grau de degeneração para o caso de velocidade de função do tipo rampa quando comparado a aplicação do filtro SIR.

Tabela 16. Diferença absoluta dos valores de RMSE e N_{eff} entre os filtros SIR e ASIR para o caso de função rampa.

Diferença de Teste	Número de Partículas	σ_u	Diferença RMSE	Diferença N_{eff} [%]
49-61	10	0,005	0,053	-0,221
50-62		0,01	0,154	-6,872
51-63		0,015	0,058	-3,445
52-64		0,02	-0,080	-0,713
53-65	50	0,005	0,036	-3,647
54-66		0,01	0,084	-9,004
55-67		0,015	0,073	-7,953
56-68		0,02	0,126	-12,429
57-69	100	0,005	0,102	-11,494
58-70		0,01	0,093	-10,441
59-71		0,015	0,112	-8,395
60-72		0,02	0,108	-11,339

7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

No presente trabalho foi realizado um estudo comparativo de estimação de estados e parâmetros utilizando os filtros de partículas SIR (Sampling Importance Resampling) e ASIR (Auxiliary Importance Resampling) em um problema inverso não estacionário de transferência de calor. O problema direto foi descrito para um micro trocador de calor de nanocompósito com um micro canal. Foram determinados três casos diferentes para análise dos filtros: velocidade de função constante, de função degrau e de função rampa. A solução do problema inverso foi realizada por meio do acoplamento interativo entre a linguagem de programação Python e ANSYS Fluent. As medidas utilizadas para o problema inverso foram simuladas com intervalo de medição de 30 segundos, tendo um total de 30 medições.

Foram avaliados o impacto do parâmetro de procura e o número de partículas utilizadas para cada filtro. Os resultados obtidos pelo filtro ASIR apresentaram valores mais acurados de estimação da velocidade de entrada avaliados pela raiz do erro quadrático médio, RMSE, na maioria dos testes realizados para o caso da velocidade de função constante, degrau e rampa quando comparados ao filtro SIR. Em contrapartida, o custo computacional para aplicação do filtro ASIR no problema estudado foi em média o dobro quando comparado ao filtro SIR com os mesmos parâmetros.

Foi possível observar que a aplicação do filtro de partículas ASIR aumentou para a maioria dos casos o valor efetivos de partículas nas amostras geradas. O efeito de degeneração de amostra foi observado em pelo menos uma iteração durante a aplicação de ambos os filtros em todos os testes realizados.

Sugere-se para trabalhos futuros o estudo para micro trocador de calor possuindo mais micro canais e utilizando medições reais para emprego dos filtros. Pode-se também empregar a estimação para o fluxo de calor nos micro trocadores de calor, simulando o sistema fotovoltaico de alta concentração. O acoplamento das ferramentas utilizadas podem ser empregadas em problemas inversos de transferência de calor em geometrias e modelagens mais complexas. Para a estimação em tempo real, sugere-se a utilização de machine learning como forma de redução do tempo de resposta, afim de se tornar prático o processo de estimação.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] ANANDHAKUMAR, K.; PONMURUGAN, P. State Estimation of CSTR Using Particle Filter. *Transactions on Engineering and Sciences*, v. 2, dez. 2014. Issue 12, p. 1-4.
- [2] ANEEL. Brasil ultrapassa marca de 1GW em geração distribuída. 11 jun. 2019. Disponível em: https://www.aneel.gov.br/sala-de-imprensa-exibicao/-/asset_publisher/XGPXSqdMFHrE/content/brasil-ultrapassa-marca-de-1gw-em-geracao-distribuida/656877. Acesso em: 20 ago. 2019.
- [3] ARULAMPALAM, M. S.; MASKELL, S.; GORDON, N.; CLAPP, T. A tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian tracking. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 50, 2002. Issue 2, p. 174-188.
- [4] COLAÇO, M. J.; ORLANDE, H. R. B.; SILVA, W. B.; DULIKRAVICH, G. S. Application of Two Bayesian Filters to Estimate Unknown Heat Fluxes in a Natural Convection Problem. *Journal of Heat Transfer*, v. 134, set. 2012. Natural and Mixed Convection, p. 092501-1 (10).
- [5] CORRÊA, M. Otimização de microdissipadores de calor para células fotovoltaicas com espelhos ou lentes concentradores”, Dissertação (Mestrado), Universidade Federal do Rio de Janeiro Escola Politécnica, Rio de Janeiro, 2013.
- [6] COSMO, D. P. Estimativa de Estados e Parâmetros para Microtrocadores de Calor Utilizando Filtros de Partículas. 2016. 89 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2016.
- [7] COST. Cost Action 14: recommendations on the use of CFD in predicting pedestrian wind environment. Brussels: COST, 2004.
- [8] CÓSTOLA, D.; ALUCCI, M. P. Aplicação de CFD para o cálculo de coeficientes de pressão externos nas aberturas de um edifício. *Associação Nacional de Tecnologia do Ambiente Construído*, v. 11, p. 145-158, mar. 2011.
- [9] DUBEY, S.; SARVAIYA, J. N.; SESHADRI, B. Temperature Dependent Photovoltaic (PV) Efficiency and Its Effect on PV Production in the World A Review. *Energy Procedia*, v. 33, 2013. PV Asia Pacific Conference 2012, p. 311-321.
- [10] FOLI, K.; OKABE, T.; OLHOFER, M.; JIN, Y.; SENDHOFF, B. Optimization of micro heat exchanger: CFD, analytical approach and multi-objective evolutionary algorithms. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 49, ago. 2005. Issues 5-6, p. 1090-1099.
- [11] GUERRIERI, D. C. Análise Teórico-Experimental de Microtrocadores de Calor para Controle Térmico de Painéis Fotovoltaicos de Alta Concentração, 2013, 105 p. Dissertação (Mestrado) - COOPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, 2013.

- [12] HUANG, C.; CHEN, W. A three-dimensional inverse forced convection problem in estimating surface heat flux by conjugate gradient method. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 43, set. 2000. Issue 17, p. 3171-3181.
- [13] HUANG, C.; WANG, S. A three-dimensional inverse heat conduction problem in estimating surface heat flux by conjugate gradient method. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 42, set. 1999. Issue 18, p. 3387-3403.
- [14] IEA (2019), "Global Energy & CO2 Status Report 2019", IEA, Paris. Disponível em: <https://www.iea.org/reports/global-energy-co2-status-report-2019>
- [15] KAIPIO, J.; SOMERSALO, E.; *Statistical and Computational Inverse Problems*, Applied Mathematical Sciences, v. 160, 2004, Springer-Verlag, Berlin.
- [16] KNUPP, D. C. *Análise de Problemas Conjugados em Microdissipadores Térmicos por Transformação Integral em Domínio Único e Técnicas Ópticas Não Intrusivas*. 2013. 274 p. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2013.
- [17] KNUPP, D. C.; NAVEIRA-COTTA, C. P.; AYRES, J. V. C.; ORLANDE, H. R. B.; COTTA, R. M. Space-variable thermophysical properties identification in nanocomposites via integral transforms, Bayesian inference and infrared thermography. *Inverse Problems in Science and Engineering*, v. 20, 20 jun. 2012. Issue 1, p. 609W-637.
- [18] MATTOS, G. M. *Estudo de Rendimento e Temperatura de Painéis Fotovoltaicos com uso de Técnica de Concentração Solar*. 2016. 90 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Rio de Janeiro Escola Politécnica, Rio de Janeiro, 2016.
- [19] NAVEIRA-COTTA, C. P., COTTA, R. M., ORLANDE, H. R. B. Inverse analysis of forced convection in micro-channels with slip flow via integral transforms and Bayesian inference, *International Journal of Thermal Sciences*, v. 49, 2010, p. 879-888.
- [20] NIKKHAH, V.; NAKHJAVANI, S. Thermal performance of a micro heat exchanger (MHE) working with zirconia-based nanofluids for industrial cooling. *International Journal of Industrial Chemistry*, v. 10, abr. 2019, p. 193–204.
- [21] ONG, C. L., ESCHER, W., PAREDES, S., KHALIL, A.S.G. e MICHEL, B. A novel concept of energy reuse from high concentration photovoltaic thermal (HCPVT) system for desalination, *Desalination*, v. 295, jun. 2012, p. 70-81.
- [22] ORLANDE, H. R. B.; COLAÇO, M. J.; NAVEIRA-COTTA, C. P.; GUIMARÃES, G.; BORGES, V. L. *Problemas Inversos em Transferência de Calor*. São Carlos: Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada e Computacional, 2011. 113 p. v. 51.
- [23] RAY, K. L. *Photovoltaic Cell Efficiency at Elevated Temperatures*. 2010. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA.

- [24] RIBEIRO, C. A. C. Uso Combinado do Software Comercial CFX e Técnicas de Problemas Inversos em Transferência de Calor. 2012. 122 p. Dissertação (Mestrado) - UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ, Itajubá, MG, 2012.
- [25] ROYNE, A.; DEY, C. J.; MILLS, D. R. Cooling of photovoltaic cells under concentrated illumination: a critical review. *Solar Energy Materials & Solar Cells*, v. 86, abr. 2005. Issue 4, p. 451-483.
- [26] SHAKIR, A. M.; MOHAMMED, A. K.; HASAN, M. I. Numerical investigation of counter flow microchannel heat exchanger with slip flow heat transfer. *Statistical and Computational Inverse Problems, International Journal of Thermal Sciences*, v. 50, 1 nov. 2011. Issue 11, p. 2132-2140.
- [27] SILVA, W. B. Aplicação de filtros de partículas para a assimilação de dados em problemas de fronteira móvel. 2012. 181 p. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.
- [28] SILVA, W. B.; DUTRA, J. C. S.; COSTA, J. M. J.; ABREU, L. A. S.; KNUPP, D. C.; NETO, A. J. S. A Hybrid Estimation Scheme Based on the Sequential Importance Resampling Particle Filter and the Particle Swarm Optimization (PSO-SIR)., 2019. cap. 13, p. 247-261.
- [29] TIBIRIÇA, T. B.; RIBATSKI, G. Flow boiling in micro-scale channels: Synthesized literature review. *International Journal of Refrigeration*, v. 36, n. 2, p. 301-324, mar. 2013.
- [30] VARON, L. A. B.; ORLANDE, H. R. B.; ELIÇABE, G. E. Combined parameter and state estimation in the radio frequency hyperthermia treatment of cancer. *International Journal of Computation and Methodology*, v. 70, n. 6, 18 ago. 2016. *Numerical Heat Transfer, Part A: Applications*, p. 581-594.
- [31] VERSTEEG, H. K.; MALALASEKERA, W. *An Introduction to Computational Fluid Dynamics: The Finite Volume Method.* : Longman Scientific & Technical, New York, NY, 1995.
- [32] VISMARA, L.S.; KARAM, D.; MORITA, L.H.M.. Aplicação das inferências clássica e Bayesiana na estimação dos parâmetros do modelo de densidade populacional de plantas daninhas. *Planta daninha, Viçosa*, v. 25, n. 4, p. 661-669, dez. 2007. Disponível em http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-83582007000400002&lng=pt&nrm=iso.
- [33] WANG, J.; ZABARAS, N. A Bayesian inference approach to the inverse heat conduction problem. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 47, 2004. Issue 17-18, p. 3927-3941.
- [34] WYSOCKI, J. J.; RAPPAPORT, P. Effect of Temperature on Photovoltaic Solar Energy Conversion. *Journal of Applied Physics*, v. 31, mar. 1960. Issue 3, p. 571-578.