

JOSÉ AGUIAR DOS SANTOS JUNIOR

ESTIMATIVA SIMULTÂNEA DE PROPRIEDADES TÉRMICAS USANDO UMA
SUPERFÍCIE DE AQUECIMENTO ATIVA E INFERÊNCIA BAYESIANA: APLICAÇÃO
EM SUPERFÍCIES REVESTIDAS E TEXTURIZADAS



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

2022

JOSÉ AGUIAR DOS SANTOS JUNIOR

ESTIMATIVA SIMULTÂNEA DE PROPRIEDADES TÉRMICAS USANDO UMA
SUPERFÍCIE DE AQUECIMENTO ATIVA E INFERÊNCIA BAYESIANA: APLICAÇÃO
EM SUPERFÍCIES REVESTIDAS E TEXTURIZADAS

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação em
Engenharia Mecânica da Universidade Federal de
Uberlândia.

Área de Concentração: Transferência de Calor e
Mecânica dos Fluidos

Orientador: Prof. Dr. Gilmar Guimarães

UBERLÂNDIA

2022

Ficha Catalográfica Online do Sistema de Bibliotecas da UFU
com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).

S237 Santos Junior, José Aguiar dos, 1991-
2022 Estimativa simultânea de propriedades térmicas usando
uma superfície de aquecimento ativa e inferência
bayesiana: aplicação em superfícies revestidas e
texturizadas [recurso eletrônico] / José Aguiar dos
Santos Junior. - 2022.

Orientador: Gilmar Guimarães.

Tese (Doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Pós-graduação em Engenharia Mecânica.

Modo de acesso: Internet.

Disponível em: <http://doi.org/10.14393/ufu.te.2022.324>

Inclui bibliografia.

1. Engenharia mecânica. I. Guimarães, Gilmar, 1960-
(Orient.). II. Universidade Federal de Uberlândia. Pós-
graduação em Engenharia Mecânica. III. Título.

CDU: 621

Bibliotecários responsáveis pela estrutura de acordo com o AACR2:
Gizele Cristine Nunes do Couto - CRB6/2091
Nelson Marcos Ferreira - CRB6/3074



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica
Av. João Naves de Ávila, nº 2121, Bloco 1M, Sala 212 - Bairro Santa Mônica, Uberlândia-MG, CEP 38400-902
Telefone: (34) 3239-4282 - www.posgrad.mecanica.ufu.br - secposmec@mecanica.ufu.br



ATA DE DEFESA - PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em:	Engenharia Mecânica				
Defesa de:	Tese de Doutorado Acadêmico, nº 329, COPEM				
Data:	02/08/2022	Hora de início:	14:00	Hora de encerramento:	16:51
Matrícula do Discente:	11813EMC008				
Nome do Discente:	José Aguiar dos Santos Junior				
Título do Trabalho:	Estimativa Simultânea de Propriedades Térmicas usando uma Superfície de Aquecimento Ativa e Inferência Bayesiana: Aplicação em Superfícies Revestidas e Texturizadas				
Área de concentração:	Transferência de Calor e Mecânica dos Fluidos				
Linha de pesquisa:	Dinâmica dos Fluidos e Transferência de Calor				
Projeto de Pesquisa de vinculação:					

Reuniu-se por meio de videoconferência a Banca Examinadora, designada pelo Colegiado do Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, assim composta: Professores Doutores: Francisco José de Souza - FEMEC/UFU; Márcio Bacci da Silva - FEMEC/UFU; Douglas Bressan Riffel - UFS; Sandro Metrevelle Marcondes de Lima e Silva - UNIFEI e Gilmar Guimarães - FEMEC/UFU, orientador do candidato.

Iniciando os trabalhos, o presidente da mesa, Dr. Gilmar Guimarães, apresentou a Comissão Examinadora e o candidato, agradeceu a presença do público, e concedeu ao Discente a palavra para a exposição do seu trabalho. A duração da apresentação do Discente e o tempo de arguição e resposta foram conforme as normas do Programa.

A seguir o senhor(a) presidente concedeu a palavra, pela ordem sucessivamente, aos(às) examinadores(as), que passaram a arguir o(a) candidato(a). Ultimada a arguição, que se desenvolveu dentro dos termos regimentais, a Banca, em sessão secreta, atribuiu o resultado final, considerando o(a) candidato(a):

Aprovado.

Esta defesa faz parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor.

O competente diploma será expedido após cumprimento dos demais requisitos, conforme as normas do Programa, a legislação pertinente e a regulamentação interna da UFU.

Nada mais havendo a tratar foram encerrados os trabalhos. Foi lavrada a presente ata que após lida e achada conforme foi assinada pela Banca Examinadora.



Documento assinado eletronicamente por **Gilmar Guimarães, Professor(a) do Magistério Superior**, em 02/08/2022, às 16:54, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Sandro Metrevelle Marcondes de Lima e Silva, Usuário Externo**, em 02/08/2022, às 16:55, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Francisco José de Souza, Professor(a) do Magistério Superior**, em 02/08/2022, às 17:00, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Marcio Bacci da Silva, Professor(a) do Magistério Superior**, em 02/08/2022, às 17:00, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Douglas Bressan Riffel, Usuário Externo**, em 02/08/2022, às 17:01, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://www.sei.ufu.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **3773479** e o código CRC **60A2648A**.

AGRADECIMENTOS

À Deus, por me guiar durante toda a minha vida, por me dar força, calma e sabedoria.

A minha mãe Sônia e o meu pai José Aguiar, por estarem sempre presentes e pelo incentivo que me deram desde cedo aos estudos.

As minhas irmãs Simone e Silvana, pelo incentivo e dedicação ao meu desenvolvimento, pelo apoio em minhas decisões e carinho.

Aos meus sobrinhos Samaia e Phelipe, pelos bons momentos compartilhados.

Ao meu orientador Gilmar Guimarães, por compartilhar seu conhecimento e por acreditar em mim para o desenvolvimento desse trabalho.

Aos professores do Departamento de Engenharia Mecânica da UFS, pela liberação do afastamento para realizar esse doutorado. Em especial, a professora Jaqueline Altidis pelo seu apoio e pelos momentos de descontração à distância e ao professor Douglas Riffel, meu supervisor pedagógico.

Aos amigos do doutorado, José Ricardo, Vinícius, Guilherme, por estarem presentes nos bons e maus momentos. Vocês tornaram essa jornada mais alegre. E aos demais colegas do LTCME. Aos demais amigos que entenderam os meus momentos de ausência, em especial a George.

A todos os professores e técnicos da Pós-graduação da UFU, pelos ensinamentos e contribuições.

A empresa Oerlikon Balzers pela realização do revestimento.

As agências de fomento Capes, Cnpq e Fapemig.

A todos e todas que colaboraram de alguma no processo de construção dessa tese, muito obrigado!

RESUMO

Este trabalho propõe um método experimental para estimar simultaneamente a difusividade térmica e a condutividade térmica de dois materiais condutores, o aço carbono ABNT 1045 e o metal duro da classe K com 5 % de Co, utilizando uma única superfície de acesso. Posteriormente, essas amostras sofreram modificações superficiais, o aço carbono ABNT 1045 foi texturizado e o metal duro da classe K com 5 % de Co foi revestido e analisou-se o seu efeito na determinação de propriedades termofísicas efetivas. Modificações nas superfícies de materiais são realizadas em diversos setores e apresentam diversas aplicações para obter superfícies funcionais. Elas oferecem a possibilidade de projetar a superfície de acordo com diferentes requisitos. Realizou-se a montagem de um aparato experimental e as amostras foram expostas a um meio a vácuo para obter resultados ideais. As amostras foram parcialmente aquecidas em uma superfície ativa, mediu-se a temperatura em dois diferentes pontos na superfície para estimar as propriedades térmicas. Aplicou-se o método a dois modelos térmicos distintos usando o mesmo conjunto de dados experimentais. O primeiro modelo usou a razão entre duas temperaturas superficiais adquiridas para determinar a difusividade térmica. O problema inverso foi então resolvido usando a inferência Bayesiana. O segundo modelo aplicou a inferência Bayesiana nos valores teóricos e experimentais das temperaturas para obter a máxima probabilidade da função de erro quadrático da temperatura para estimar a condutividade térmica. Realizou-se a estimativa das propriedades termofísicas com e sem a técnica de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC), com o algoritmo de amostragem de Metropolis-Hastings. Na abordagem sem a técnica de MCMC denominou-se inferência Bayesiana off-line. Ambas as técnicas se mostraram adequadas na estimativa das propriedades. Os resultados encontrados estão em boa concordância com a literatura, com uma diferença inferior a 9,0 %. A partir da análise de incerteza encontrou-se uma incerteza expandida inferior a 8,0 %, a um nível de confiança de 95,45%. A técnica proposta usando apenas uma superfície indica excelente potencial para aplicação em superfícies acabadas. A texturização e o revestimento não apresentaram um efeito significativo na estimativa da difusividade térmica efetiva, mas promoveram uma alteração na estimativa da condutividade térmica efetiva. A texturização promoveu um aumento de até aproximadamente 13,0% na condutividade térmica efetiva e o revestimento uma redução de aproximadamente 11,0%.

Palavras chaves: Problemas inversos de condução de calor, Medições de propriedades térmicas, Soluções analíticas de condução de calor, Texturização, Revestimento.

ABSTRACT

This work proposes an experimental method to simultaneously estimate the thermal diffusivity and thermal conductivity of conductive materials, ABNT 1045 carbon steel and class K carbide with 5% Co, using a single access surface. Subsequently, these samples underwent surface modifications, the ABNT 1045 carbon steel was textured and the class K carbide with 5% Co was coated and its effect on the determination of effective thermophysical properties was analyzed. Modifications of surface materials are carried out in different sectors and have different applications to obtain functional surfaces. They offer the possibility to design the surface according to different requirements. An experimental apparatus was set up and the samples were exposed to a vacuum medium to obtain optimal results. The samples were partially heated on an active surface, the temperature was measured at two different points on the surface to estimate the thermal properties. The method was applied to two different thermal models using the same experimental data set. The first model used the ratio of two acquired surface temperatures to determine thermal diffusivity. The inverse problem was then solved using Bayesian inference. The second model applied the Bayesian inference on the theoretical and experimental values of temperatures to obtain the maximum probability of the squared error function of the temperature to estimate the thermal conductivity. The estimation of the thermophysical properties was performed with and without the Monte Carlo technique via Markov Chains (MCMC), with the Metropolis-Hastings sampling algorithm. The approach without the MCMC technique was called off-line Bayesian inference. Both techniques proved to be adequate for estimating properties. The results found are in good agreement with the literature, with a difference of less than 9,0% and an expanded uncertainty of less than 8,0% was found at a confidence level of 95,45%, from the uncertainty analysis. The proposed technique using only one surface indicates excellent potential for application to finished surfaces. Texturing and coating did not significantly affect the estimation of effective thermal diffusivity but promoted a change in the estimation of effective thermal conductivity. Texturing promoted an increase of up to approximately 13.0% in effective thermal conductivity and coating a reduction of approximately 11.0%.

Keywords: Inverse heat conduction problems, Thermal property measurements, Thermal diffusivity, Heat conduction analytical solutions, Texturing, Coating.

Lista de Figuras

Figura 2.1 - Combinações de tamanho de grão de WC e conteúdo de cobalto em carbonetos cimentados, mostrando uma ampla gama de aplicações. As linhas indicam valores de iso-dureza (Vickers).....	6
Figura 2.2 - Diferentes padrões de texturização (a) quadrado, (b) semiesférico (cavidade), (c) linear, (d) hexagonal, (e) retangular (f) triangular.	7
Figura 3.1 – Modelo Térmico Tridimensional.	25
Figura 3.2 – Problema X22Y22Z22 – vista superior (y=W).....	28
Figura 4.1- Fluxograma do Método de Monte Carlo via Cadeias de Markov.....	38
Figura 5.1 – Espectroscopia de energia dispersiva do metal duro.....	42
Figura 5.2 – Bancada Experimental: (a) Bomba a vácuo; Câmara a vácuo; (c) Sistema de aquisição de dados; (d) Fonte de tensão; (e) Microcomputador.....	42
Figura 5.3 – Montagem de amostra e esquemas de instrumentação.	43
Figura 5.4 – Texturização do aço carbono ABNT 1045.....	46
Figura 5.5 – Amostra de metal duro revestida com TiN.	48
Figura 5.6 – Avaliação do método de fixação de termopares (a) aumento de temperatura, (b) diferença de temperatura obtida.....	49
Figura 5.7 – Diagrama de análise de incertezas.	51
Figura 6.1 – Coeficiente de sensibilidade para a difusividade térmica do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.	53
Figura 6.2 – Coeficiente de sensibilidade para a condutividade térmica do (a) ABNT 1045e (b) WC-Co.	54
Figura 6.3 – Fluxo de calor imposto no (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.....	55
Figura 6.4 – Aumento da temperatura medida no (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.	55
Figura 6.5 – Histograma para a difusividade térmica estimada usando inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.....	57
Figura 6.6 – PDF para a difusividade térmica estimada usando inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.....	58
Figura 6.7 – Histograma para a condutividade térmica estimada usando inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.....	60
Figura 6.8 – PDF para a condutividade térmica estimada via inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.	60
Figura 6.9 – Influência do número M de amostras na PPDF para (a) M=128, (b) M=256, (c) M=512 e (d) M=1024, na estimativa da difusividade térmica via MCMC.....	63

Figura 6.10 - Influência do número M de amostras na convergência da cadeia para (a) M=128, (b) M=256, (c) M=512 e (d) M=1024, na estimativa da difusividade térmica via MCMC.....	64
Figura 6.11 - Influência do número M de amostras na PPDF para (a) M=128, (b) M=256, (c) M=512 e (d) M=1024, na estimativa da condutividade térmica via MCMC.....	65
Figura 6.12 – Influência do número M de amostras na convergência da cadeia para (a) M=128, (b) M=256, (c) M=512 e (d) M=1024, na estimativa da condutividade térmica via MCMC.....	66
Figura 6.13 – PPDF para a estimativa da (a) difusividade térmica e (b) condutividade térmica, via MCMC, para 1024 amostras.....	70
Figura 6.14 – Convergência da cadeia para a estimativa da (a) difusividade térmica e (b) condutividade térmica, via MCMC, para 1024 amostras.	70
Figura 6.15 – Comparação entre a temperatura calculada usando os valores estimados de α e k com a temperatura experimental do termopar 1 do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.	74
Figura 6.16 – Diferença nos valores estimados e calculados de temperatura usando os valores estimados de α e k com a temperatura experimental do termopar 1 do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.	74
Figura 7.1 – Fluxo de calor imposto na (a) face sem textura e (b) face com textura.	76
Figura 7.2 – Aumento da temperatura medida na (a) face sem textura e (b) face com textura.	76
Figura 7.3 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.	78
Figura 7.4 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.....	79
Figura 7.5 – BoxPlot – Efeito da texturização na difusividade térmica efetiva.	80
Figura 7.6 – PPDF na estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.	82
Figura 7.7 – PPDF na estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.....	82
Figura 7.8 – BoxPlot – Efeito da texturização na condutividade térmica efetiva.	85
Figura 8.1 – Fluxo de calor imposto no WC-Co revestido.....	87
Figura 8.2 – Aumento da temperatura no WC-Co revestido.....	87
Figura 8.3 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do WC-Co revestido, usando (a) inferência Bayesiana off-line (b) via MCMC.....	88
Figura 8.4 – BoxPlot – Efeito do revestimento na difusividade térmica efetiva.....	90

Figura 8.5 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do WC-Co revestido, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.....	91
Figura 8.6 – Razão dos fluxos de calor de saída e entrada para o WC-Co com e sem revestimento.	92
Figura 8.7 – BoxPlot – Efeito do revestimento na condutividade térmica efetiva.....	93

Lista de tabelas

Tabela 5.1 - Composição química e dureza do metal duro.	41
Tabela 5.2 – Especificações técnica do sensor de fluxo de calor.	44
Tabela 5.3 - Dimensões características das amostras, região de aquecimento e posicionamento dos termopares em $y=W$	45
Tabela 5.4 - Dimensões características das amostras, região de aquecimento e posicionamento dos termopares em $y= W$, do ABNT 1045 texturizado.	47
Tabela 5.5 - Dimensões características das amostras, região de aquecimento e posicionamento dos termopares, em $y= W$, no WC-Co revestido.	48
Tabela 6.1 – Estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.	56
Tabela 6.2 – Estimativa da difusividade térmica do WC-Co, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.	57
Tabela 6.3 – Desvio da difusividade térmica do ABNT 1045 e WC-Co para diferentes referências da literatura.	58
Tabela 6.4 - Estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.	59
Tabela 6.5 - Estimativa da condutividade térmica do WC-Co, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.	59
Tabela 6.6 – Desvio da condutividade térmica do ABNT 1045 e WC-Co para diferentes referências da literatura.	61
Tabela 6.7 – Configuração Inicial para a estimativa das propriedades termofísicas do aço carbono ABNT 1045.	62
Tabela 6.8 – Influência do número M na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.	67
Tabela 6.9 – Influência da estimativa inicial na determinação da difusividade e condutividade térmica via MCMC.	67
Tabela 6.10 - Influência da média dos parâmetros na distribuição <i>a priori</i> na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.	68
Tabela 6.11 - Influência do desvio padrão na distribuição <i>a priori</i> na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.	68
Tabela 6.12 – Desvio da estimativa difusividade e da condutividade térmica para a o ABNT 1045 em relação à inferência Bayesiana off-line.	69
Tabela 6.13 – Configuração Inicial para a estimativa das propriedades termofísicas do WC-Co.	69

Tabela 6.14 – Influência do número M na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.....	71
Tabela 6.15 – Influência da estimativa inicial na determinação da difusividade e condutividade térmica via MCMC.	71
Tabela 6.16 - Influência da média dos parâmetros na distribuição <i>a priori</i> na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.....	72
Tabela 6.17 - Influência do desvio padrão na distribuição a priori na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.....	72
Tabela 6.18 – Desvio da estimativa da difusividade e da condutividade térmica do WC-Co em relação a inferência Bayesiana off-line.....	73
Tabela 6.19 – Incerteza combinada e expandida na estimativa das propriedades termofísicas.....	73
Tabela 7.1 – Estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, considerando T1 e T2.	77
Tabela 7.2 – Estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, considerando T1 e T2.	77
Tabela 7.3 – Efeito da texturização na estimativa da difusividade térmica efetiva (valor referência $1,19e-5 \text{ m}^2/\text{s}$).....	79
Tabela 7.4 – Estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, considerando T1 e T2.....	81
Tabela 7.5 – Estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, considerando T1 e T2.	81
Tabela 7.6 – Efeito da texturização na estimativa da condutividade térmica efetiva (valor referência $49,18 \text{ W/mK}$).	84
Tabela 8.1 – Estimativa da difusividade térmica efetiva do WC-Co revestido, considerando T1 e T2.	88
Tabela 8.2 – Efeito do revestimento na estimativa da difusividade térmica efetiva (valor referência $2,64e-5 \text{ m}^2/\text{s}$).....	89
Tabela 8.3 – Estimativa da condutividade térmica do WC-Co revestido, considerando T1 e T2.	90
Tabela 8.4 – Efeito do revestimento na estimativa da condutividade térmica efetiva (valor referência $121,30 \text{ W/mK}$).	92

Lista de Símbolos

G	Função de Green [m^{-3}]
L	Largura [m]
n	Número de pontos de medição
k	Condutividade Térmica [W/mK]
$P(\beta Y)$	Função de densidade de probabilidade <i>a posteriori</i> (PPDF)
$P(Y \beta)$	Função de densidade de probabilidade (PDF)
$P(Y)$	Função de densidade de probabilidade marginal das medidas
$P(\beta)$	Função de densidade de probabilidade <i>a priori</i>
q''	Fluxo de calor [W/m^2]
R	Profundidade [m]
T	Temperatura [$^{\circ}C$]
T_0	Temperatura Inicial [$^{\circ}C$]
T_{∞}	Temperatura ambiente [$^{\circ}C$]
t	Tempo [s]
u	Incerteza combinada
U	Incerteza expandida
W	Espessura [m]
X	Coefficiente de sensibilidade
x, y, z	Coordenadas retangulares [m]
Y	Temperatura Experimental [$^{\circ}C$]

Símbolos Gregos

α	Difusividade térmica [m^2/s]
β	Parâmetro desconhecido
β_m	Autovalor da coordenada x
γ_n	Autovalor da coordenada y
μ_p	Autovalor da coordenada z
ε	Tolerância

σ^2	Variância das Medidas
θ	Variável auxiliar da temperatura [°C]
τ	Variável auxiliar do tempo [s]

Lista de Siglas

FC	Fluxo de calor
MAP	Máximo <i>a posteriori</i>
MCMC	Monte Carlo via Cadeia de Markov
<i>RH</i>	Razão de Hastings
RTC	Resistência térmica de contato
SAD	Sistema de Aquisição de dados
TFC	Constante de tempo do transdutor de fluxo de calor

SUMÁRIO

CAPÍTULO I.....	1
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	3
CAPÍTULO II.....	5
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2.1 REVESTIMENTO E TEXTURIZAÇÃO DE SUPERFÍCIES	5
2.2 PROBLEMAS INVERSOS DE CONDUÇÃO DE CALOR	8
2.2.1 Definição	8
2.2.2 Estimativas de propriedades térmicas	9
2.2.2.1 Técnicas transientes de estimativas de propriedades térmicas: características físicas das técnicas	10
2.2.3 Técnicas de otimização	11
2.2.4 Superfícies revestidas e texturizadas. Medições de propriedades e estudo de seu comportamento térmico.....	16
CAPÍTULO III	25
3. PROBLEMA DIRETO.....	25
CAPÍTULO IV	32
4. PROCEDIMENTOS INVERSOS BASEADOS NA ABORDAGEM DA INFERÊNCIA BAYESIANA	32
4.1 INFERÊNCIA BAYESIANA.....	32
4.2 ALGORITMO DE MONTE CARLO VIA CADEIAS DE MARKOV	36
4.3 ESTIMATIVA DA DIFUSIVIDADE E DA CONDUTIVIDADE TÉRMICA	39
4.3.1 Estimativa da Difusividade Térmica	39
4.3.2 Estimativa da Condutividade Térmica	40
CAPÍTULO V	41
5. MATERIAS E MÉTODOS	41
5.1 BANCADA EXPERIMENTAL	41
5.2 PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL.....	44
5.3 TEXTURIZAÇÃO DO AÇO CARBONO ABNT 1045	45

5.4	REVESTIMENTO DO	47
5.5	AVALIAÇÃO DO MÉTODO DE FIXAÇÃO DOS TERMOPARES.....	48
5.6	ANÁLISE DAS INCERTEZAS DOS ERROS	49
5.7	COEFICIENTE DE SENSIBILIDADE	51
CAPÍTULO VI.....		53
6. ESTIMATIVA DAS PROPRIEDADES TERMOFÍSICAS COM UMA SUPERFÍCIE DE ACESSO DO AÇO CARBONO ABNT 1045 E DO METAL DURO WC-Co.....		53
6.1	COEFICIENTE DE SENSIBILIDADE	53
6.2	MEDIÇÕES DE FLUXO DE CALOR E DE TEMPERATURA	54
6.3	INFERÊNCIA BAYESIANA OFF-LINE	56
6.3.1	Estimativa da Difusividade Térmica	56
6.3.2	Estimativa da Condutividade Térmica	59
6.4	ALGORITMO DE MONTE CARLO VIA CADEIAS DE MARKOV	61
6.4.1	Estimativa da Difusividade Térmica e da Condutividade Térmica para a amostra de aço carbono ABNT 1045	62
6.4.2	Estimativa da Difusividade Térmica e da Condutividade Térmica para o WC-Co	69
CAPÍTULO VII.....		75
7. ESTIMATIVA DAS PROPRIEDADES TERMOFÍSICAS EFETIVAS DO ABNT 1045 TEXTURIZADO		75
7.1	MEDIÇÕES DE FLUXO DE CALOR E DE TEMPERATURA	75
7.2	ESTIMATIVA DA DIFUSIVIDADE TÉRMICA EFETIVA	76
7.3	ESTIMATIVA DA CONDUTIVIDADE TÉRMICA EFETIVA	80
CAPÍTULO VIII		86
8. ESTIMATIVA DAS PROPRIEDADES TERMOFÍSICAS EFETIVAS DO WC-Co REVESTIDO.....		86
8.1	MEDIÇÕES DE FLUXO DE CALOR E DE TEMPERATURA	86
8.2	ESTIMATIVA DA DIFUSIVIDADE TÉRMICA EFETIVA	87
8.3	ESTIMATIVA DA CONDUTIVIDADE TÉRMICA EFETIVA	90
CAPÍTULO IX.....		95
CONCLUSÕES.....		95
9.1	PERSPECTIVAS FUTURAS.....	97

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	98
----------------------------------	----

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Modificações nas superfícies de materiais são realizadas em diversos setores e apresentam diversas aplicações para obter superfícies funcionais. Elas oferecem a possibilidade de projetar a superfície de acordo com diferentes requisitos. Duas dessas modificações superficiais são o revestimento e a texturização.

Revestimentos em superfícies são cada vez mais usados em uma ampla gama de aplicações para melhorar o desempenho de componentes críticos. Essas estruturas em camadas são cada vez mais usadas em muitas indústrias (civil, mecânica, química, elétrica, automotiva) e têm uma ampla gama de aplicações em navios e veículos aeroespaciais e automotivos, além de aplicações nas áreas biológicas. Em aplicações em componentes mecânicos, o revestimento apresenta efeito significativo na microestrutura metalúrgica, na retração térmica, no craqueamento térmico, tensões residuais e em modificações químicas, que influenciam no desempenho e confiabilidade dos componentes (LIU et al., 2004). Em ferramentas de corte apresentam um efeito de barreira térmica, uma vez que o contato peça-ferramenta-cavaco ocorre no revestimento e não no material da ferramenta (substrato).

As propriedades termofísicas dos materiais das ferramentas de corte são consideradas um fator decisivo na distribuição dos campos de temperatura e na taxa de dissipação de calor, já que os efeitos térmicos e tribológicos da interface do chip e da ferramenta são sensíveis às mudanças nas propriedades termofísicas da peça e dos materiais de revestimento, incluindo condutividade térmica, difusividade térmica e coeficiente de transferência de calor (BARTOSZUK; GRZESIK; NIESŁONY, 2009).

O uso da texturização ganhou imensa atenção com o advento e a popularização das técnicas de engenharia de superfície. Na maioria dos processos de usinagem, a aplicação de texturização superficial é uma das mais notáveis e promissoras frentes de pesquisa em relação ao uso de conceitos tribológicos para melhoria da usinabilidade (MACHADO et al., 2021). Ela permite reduzir o desgaste e conseqüentemente aumentar o seu tempo de vida de superfícies.

Ela também é bastante implementada em processos de torneamento com condição a seco, como o ambiente de resfriamento de lubrificação. Já que o uso de fluidos de corte, para a redução da temperatura, costuma causar impactos ambientais adversos.

A texturização também tem sido considerada uma forma eficaz de melhorar as propriedades de transferência de calor em sistemas eletrônicos. Nesses componentes a dissipação de calor representa um problema crítico (LU et al., 2018). Assim, a otimização da dissipação de calor desempenha um papel significativo na economia de energia e na alta eficiência do uso de componentes eletrônicos integrados. Uma vez que nesses dispositivos a potência térmica a ser dissipada é muito alta, devido a troca de calor ocorrer em áreas de contato muito pequenas (GENNA e UCCIARDELLO, 2019).

No geral, materiais com condutividade térmica alta são necessários para dispositivos eletrônicos a fim de atuarem como dissipadores de calor. Assim, novos materiais caracterizados por uma maior condutividade térmica são desenvolvidos. Novos materiais, incluindo nanotubos de carbono, mantas de grafeno e nanocompósitos com alta condutividade térmica, foram amplamente investigados. Infelizmente, o processamento de fabricação desses materiais é complicado e caro, limitando assim sua aplicação prática em eletrônica (LU et al., 2018). Portanto, há ainda bastante a ser explorado para se obter superfícies texturizadas com um design ideal para o aumento da transferência de calor (VENTOLA et al., 2014).

Há diversos outros trabalhos disponíveis na literatura que mostram as vantagens do uso da texturização, revestimento ou uma combinação desses. Porém, não há uma abordagem uniforme para a otimização. Desenvolver uma técnica que auxilie nesse processo de otimização de modificações superficiais é de grande valia, e a análise das propriedades termofísicas nessas superfícies podem fornecer informações interessantes sobre o desempenho das mesmas.

As medições das propriedades termofísicas são extremamente importantes para prever o comportamento térmico em várias aplicações de engenharia como, em ferramentas de usinagem, envelopes de edifícios, paredes de fornalhas, corpos de motores, componentes eletrônicos, geradores e transformadores elétricos e em tecidos biológicos. A maioria dos métodos encontrados na literatura para medição de propriedades termofísicas usa dados de medição de um ponto no interior do material ou usa as condições de contorno de duas superfícies para estimar as propriedades (SANTOS JUNIOR et al., 2022).

Uma dificuldade ao identificar as propriedades termofísicas de superfícies revestidas ou texturizadas reside no fato de que as espessuras são geralmente na ordem de micrômetros, podendo atingir a ordem de nanômetros. Neste contexto, devido à complexidade de análise a maioria dos autores tem se interessado na caracterização da difusividade térmica

unidimensional ou da condutividade térmica (EL RASSY; BILLAUD; SAURY, 2020). Aponta-se que a maioria dos estudos possui limitações tanto nas dimensões, quanto na eficiência computacional e o número de camadas também é bastante limitado (ZHANG et al., 2018).

Assim, este estudo visa desenvolver uma técnica para estimar simultaneamente a difusividade térmica e a condutividade térmica dos seguintes materiais: liga de aço carbono (ABNT1045) e metal duro da classe K com 5 % de Co (WC-Co), utilizando uma única superfície de acesso. Em seguida, o método desenvolvido é aplicado para estimar as propriedades termofísicas efetivas da amostra do aço carbono ABNT 1045 texturizada e da amostra de metal duro revestida. A propriedade termofísica efetiva tem a vantagem de permitir o entendimento global do material analisado. Para isso será desenvolvido um aparato experimental.

A técnica baseia-se na minimização das duas funções distintas definidas pelas medidas de temperatura da superfície, usando diferentes conceitos térmicos. A primeira função usa a razão de ganho entre as duas temperaturas de superfície para identificar a difusividade térmica, enquanto a segunda função, definida pela função de erro quadrático calculado entre os valores experimentais e teóricos da mesma temperatura de superfície, é usada para estimar a condutividade térmica. Para isso será utilizado a inferência Bayesiana, além de ser implementado o método de Monte Carlo via cadeias de Markov. A Inferência Bayesiana trata-se de um método estocástico, onde tem sido amplamente utilizada nos problemas inversos de condução de calor (ZENG et al., 2019).

1.2 Organização do trabalho

O presente capítulo refere-se à introdução do trabalho, onde também são apresentados os objetivos.

No capítulo 2 apresenta-se a revisão bibliográfica sobre os temas aqui abordados. O uso do revestimento e da texturização em superfícies será examinado, bem como, os problemas térmicos envolvidos, voltadas para a determinação de propriedades termofísicas. Apresentam-se também diferentes técnicas de problemas inversos de condução de calor, com foco no uso da Inferência Bayesiana.

Apresenta-se no capítulo 3 a formulação matemática do problema de condução de calor tridimensional utilizando funções de Green. Apresenta-se no capítulo 4 o problema inverso de condução de calor a partir da abordagem da Inferência Bayesiana, com sua respectiva

formulação matemática, incluindo o método de Monto Carlo via Cadeia de Markov, através da implementação do algoritmo de Metropolis-Hastings. E, por fim, são apresentadas as funções de probabilidade para a estimativa da difusividade e da condutividade térmica.

Desenvolve-se a metodologia experimental no capítulo 5, com a descrição do aparato experimental utilizado, preparação das amostras revestidas e texturizadas e indicando-se os procedimentos para a obtenção das propriedades termofísicas efetivas. Além, da apresentação da análise de incerteza dos erros e do coeficiente de sensibilidade.

Discute-se no capítulo 6 os resultados obtidos para as propriedades termofísicas, difusividade e condutividade térmica, sem nenhuma modificação superficial, a partir de uma única superfície de acesso, assim como as curvas da função de densidade de probabilidade. Em seguida, no capítulo 7, analisam-se os resultados da amostra texturizada e o seu efeito na estimativa das propriedades termofísicas efetivas.

Apresenta-se no capítulo 8 os resultados da difusividade térmica e condutividade térmica efetivas da amostra revestida. Por fim, apresenta-se no capítulo 9 as principais conclusões e contribuições deste trabalho, bem como propostas de trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo tem-se como objetivo apresentar as principais aplicações da texturização e do revestimento em superfícies, e a influência térmica de tais modificações superficiais, voltadas para a determinação de propriedades termofísicas. Para isso, serão apresentadas diferentes técnicas de problemas inversos de condução de calor, com foco no uso da Inferência Bayesiana.

2.1 Revestimento e texturização de superfícies

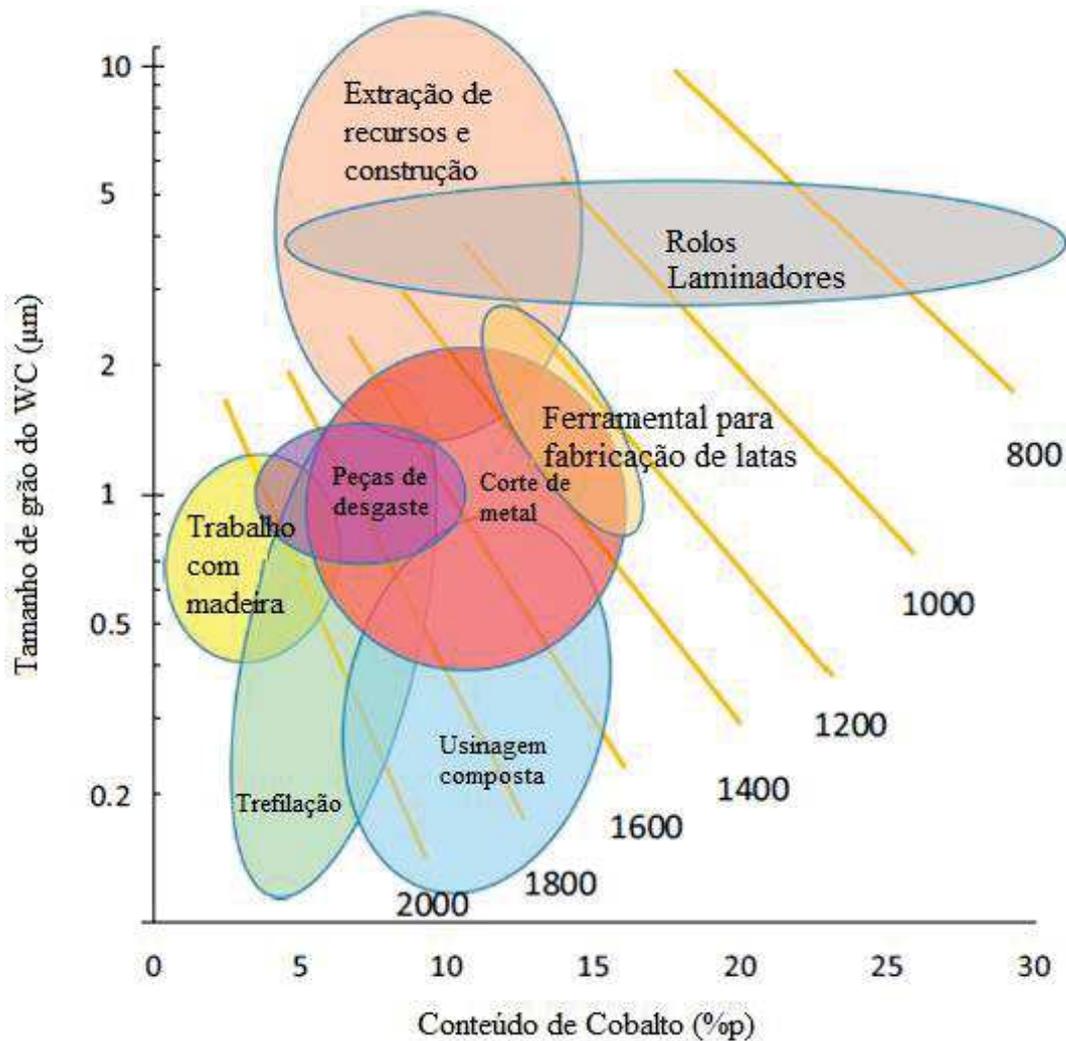
Revestimento e texturização são modificações nas superfícies de materiais que oferecem a possibilidade de projetar superfícies de acordo com diferentes requisitos. Apresentam diversas aplicações e tem havido um crescimento enorme do seu uso nas indústrias automotiva, aeroespacial, civil, mecânica, química e elétrica, com destaque para o setor de ferramentas de precisão (DU; LOVELL; WU, 2001).

Uma classe de materiais onde essas modificações superficiais são frequentemente empregadas são os metais duro ou, também, conhecidos como carbonetos cimentados. Eles são um dos produtos de metalurgia do pó mais difundidos em todo o mundo. A razão para isso é sua excelente combinação de dureza e tenacidade em comparação com outros materiais de corte, como diamante ou aços rápidos. Selecionando a combinação apropriada de fases duras, fase de ligante metálico e parâmetros de processamento, uma ampla combinação de microestruturas com uma variedade de propriedades mecânicas é alcançada (GARCIA et al., 2019).

As propriedades dos carbonetos cimentados são dadas pela combinação de constituintes amplamente diferentes. Ao selecionar as matérias-primas, composições e parâmetros de processamento adequados, uma ampla combinação de propriedades mecânicas é alcançada evidenciando que a microestrutura apresenta um papel fundamental no seu desempenho (GARCIA et al., 2019).

Na Figura 2.1 mostram-se combinações de tamanho de grão de WC (Carboneto de Tungstênio) e conteúdo de cobalto em carbonetos cimentados, mostrando uma ampla gama de aplicações. Em particular, sua combinação única de dureza e tenacidade os torna atraentes para muitas aplicações industriais.

Figura 2.1 - Combinações de tamanho de grão de WC e conteúdo de cobalto em carbonetos cimentados, mostrando uma ampla gama de aplicações. As linhas indicam valores de iso-dureza (Vickers).



Fonte: Adaptado de GARCIA et al. (2019).

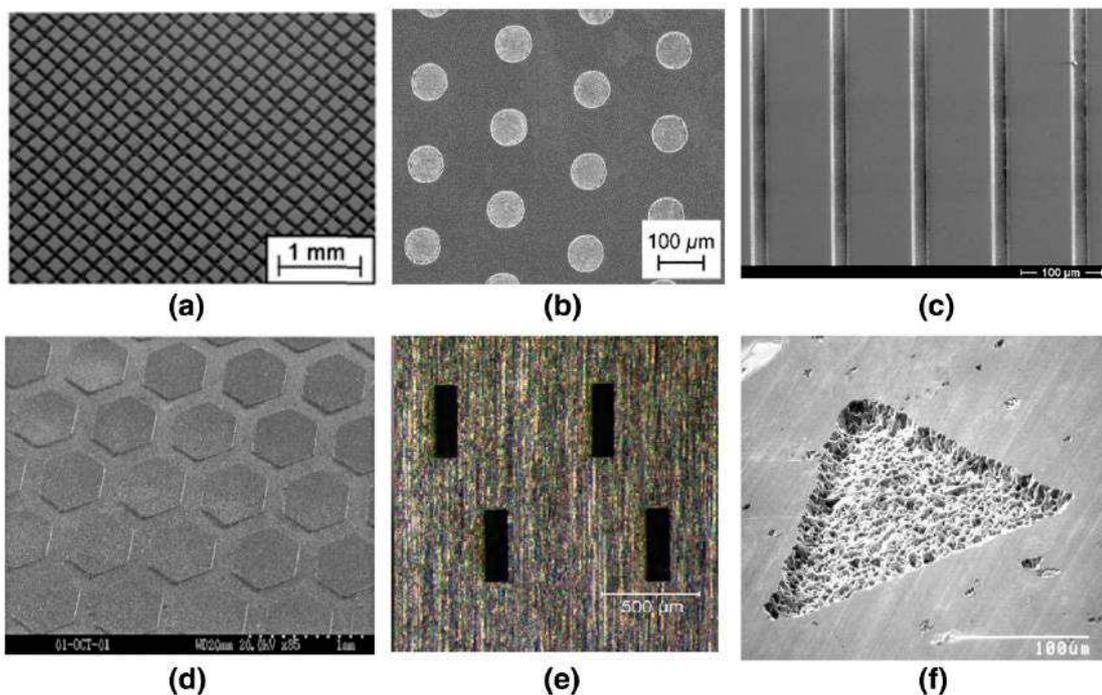
A texturização recebeu recentemente muita atenção como um método para melhorar as propriedades tribológicas de superfícies de ferramentas de corte (SUGIHARA e ENOMOTO, 2017), melhorando assim a eficiência da usinagem, com aumento da qualidade das peças produzidas, redução do desgaste e consequente aumento do seu tempo de vida (Stahl J-E; JAN; SCHULTHEISS, 2012), devido à redução da área de contato e, por sua vez, diminuição do

desgaste e do calor de fricção (DESHMUKH et al, 2021). A texturização também é utilizada na superfície de componentes eletrônicos para maximizar a dissipação de calor.

Estudos com ferramentas de corte com superfícies texturizadas mostraram que há uma redução da temperatura de corte, melhorando o desempenho de corte (XIE et al., 2013). Lian et al. (2013) encontraram uma redução na temperatura entre 10 e 20%, durante a usinagem do aço com ferramentas texturizadas e revestidas se comparada a ferramentas tradicionais. Mishra, Ghosh e Aravindan (2019) mostraram que a combinação de revestimento e texturização na superfície pode ter um efeito mais positivo do que sua aplicação de forma individual.

Para superfícies texturizadas o seu desempenho vai depender do seu formato, densidade das texturas, profundidade, orientação e seu padrão na superfície, podendo em alguns casos apresentar efeitos negativos (IBATAN; UDDIN; CHOWDHURY, 2015). Há vários tipos de geometrias, com diferentes dimensões. Algumas formas típicas são circulares, quadradas, triangulares, lineares e hexagonais, alguns desses padrões são apresentados na Figura 2.2.

Figura 2.2 - Diferentes padrões de texturização (a) quadrado, (b) semiesférico (cavidade), (c) linear, (d) hexagonal, (e) retangular (f) triangular.



Fonte: (IBATAN; UDDIN; CHOWDHURY, 2015)

No entanto, a qualidade da textura depende muito do método de fabricação usado. A texturização de superfície induzida por laser foi considerada mais precisa e uma solução econômica para melhorar as propriedades tribológicas. No entanto, a obtenção de microtexturas

precisas e ultra-limpas depende do tipo de fonte de laser, conjunto de parâmetros do processo e propriedades físicas e mecânicas do material a ser modificado (DESHMUKH et al., 2021).

No que se refere ao revestimento, a evolução tecnológica da produção de ferramentas levou ao desenvolvimento e aplicação de revestimentos nas ferramentas para facilitar o corte, atuando principalmente nos mecanismos tribológicos. Os revestimentos melhoram a resistência ao desgaste, e aumentam a difusão do calor gerado pelo atrito, levando a uma redução substancial das temperaturas de corte, resultando em maior vida útil da ferramenta.

Rech, Battaglia, Moisan (2005) afirmam também que a aplicação de uma camada de um material diferente (revestimento) no material da ferramenta (substrato) altera o comportamento térmico da ferramenta revestida. Em geral, materiais com condutividade térmica mais baixa no revestimento são desejados em ferramentas de corte, já que irão atuar como uma barreira térmica para atrasar o aumento da temperatura do substrato e, assim, proteger as ferramentas de uma sobrecarga térmica (SAMANI et al., 2015).

Os materiais multicamadas apresentam benefícios ao combinar várias propriedades térmicas, mecânicas e físicas de diferentes materiais. Esta observação impulsionou pesquisas em muitos campos científicos e industriais para caracterizar tais materiais complexos. Para tais materiais, as propriedades do material variam ao longo da direção da profundidade. Assim, a identificação das propriedades termofísicas é de grande interesse e é essencial. Uma combinação de dureza e condutividade térmica pode ser realizada através da escolha do revestimento, o que significa que um ajuste direcionado é desejável. A identificação das propriedades termofísicas pode ser realizada por meio de problemas inversos de condução de calor.

2.2 Problemas inversos de condução de calor

2.2.1 Definição

Problemas inversos de condução de calor apresentam diversas aplicações importantes em diversas áreas. A principal característica deste tipo de abordagem é obter a solução do problema físico indiretamente.

Em problemas diretos de condução de calor, se as propriedades termofísicas/fluxo de calor (a causa) forem conhecidas, o campo de temperatura (o efeito) é então determinado. Para um problema inverso, as propriedades termofísicas/fluxo de calor (causa) são estimadas a partir

do conhecimento da temperatura em um local de fácil acesso (efeito). Assim, em um problema inverso de condução de calor as temperaturas experimentais são utilizadas para obter: propriedades termofísicas, fluxo de calor superficial, uma fonte de calor interna, geração de calor, condições de contorno, design ótimo de equipamentos eletrônicos ou a temperatura em uma superfície sem acesso direto, entre outras (FERNANDES; DOS SANTOS; GUIMARÃES, 2015).

Problemas inversos geralmente são muito sensíveis a erros aleatórios associados a experimentos. Se o número de parâmetros a serem estimados aumenta, a dificuldade em estimá-los simultaneamente também aumenta. Uma metodologia inversa normalmente compreende dados de medição, o modelo direto e o modelo inverso. Eles são considerados matematicamente problemas mal postos. Um problema é dito mal-posto quando retornam a uma solução não exclusiva, e que qualquer pequeno erro nos dados de entrada afeta muito os resultados. Nesse caso são propostas técnicas de regularização. O princípio básico é fornecer informações adicionais sobre o comportamento da solução do problema inverso e, assim, restringir o conjunto de soluções, para obter soluções precisas e estáveis (BECK; BLACKWELL; CLAIR, 1985).

2.2.2 Estimativas de propriedades térmicas

No que se refere à estimativa de propriedades termofísicas há várias técnicas disponíveis. Destacam-se algumas características que fazem com que uma técnica tenha vantagens em relação a outras, como ser uma técnica não destrutiva, ser rápida e confiável.

As três categorias principais de técnicas disponíveis são (ADAMCZYK et al., 2020):

- Regime Permanente (usando esta abordagem, apenas a condutividade térmica é obtida. Para determinar a difusividade térmica, o calor específico e a densidade devem ser medidos em experimentos separados);
- Periódico;
- Transiente.

A desvantagem das técnicas em regime permanente reside no fato que requerem uma quantidade significativa de tempo para atingir um campo de temperatura estável e condições de contorno estáveis durante o experimento. A vantagem dessas técnicas é o curto tempo de cálculo, utilizando modelos matemáticos simples. Porém longos tempos são necessários para se alcançar o regime permanente.

No método periódico, a amostra é aquecida periodicamente usando um aquecedor de contato ou por radiação de calor modulada. O deslocamento de fase e as amplitudes do aquecedor e do sensor de temperatura são medidos, a partir dos quais a difusividade é avaliada. Longos tempos de experimentos também são necessários. Pode-se citar o método de Angstrom (ANGSTROM, 1861) que é usado para medir a difusividade térmica de materiais condutores. Na configuração experimental original, uma haste de metal era aquecida em uma extremidade, ligando e desligando a carga de calor periodicamente, e a temperatura era medida em dois pontos ao longo do comprimento da haste (PRASAD et al., 2018).

Zhu (2016) determinou simultaneamente a difusividade térmica e a condutividade térmica usando duas temperaturas de superfície de uma amostra fina de material de grafite. Ferreira-Oliveira et al. (2021) determinaram a difusividade térmica das amostras de aço inoxidável AISI 304 e AISI 316 de forma semelhante.

2.2.2.1 Técnicas transientes de estimativas de propriedades térmicas: características físicas das técnicas

Na categoria de métodos transientes, há os métodos clássicos do fio quente (WAITE, et al., 2006), do filme quente (GUSTAFSSON, 1991), método do disco quente (BOHAC, et al., 2000), o método Flash (PARKER, et al, 1961) e o DSC (Calorimetria de varredura espacial) (LELE, et al., 2015). Porém, a maioria desses métodos utilizam dados de medição de um ponto dentro do material (AL-AJLAN, 2006) ou usam as condições de contorno de duas superfícies para estimar as propriedades (XING, et al, 2014).

No método de fio quente, como no método de filme quente, o sensor de temperatura é inserido em uma amostra ou em duas amostras dispostas simetricamente. O método Flash necessita de duas superfícies de acesso e é um método destrutivo, onde o calor é imposto na face frontal da amostra, enquanto a evolução da temperatura é observada na face posterior. Vários estudos têm usado o método Flash. Deng et al. (2018) aplicaram o método Flash para determinar a difusividade térmica do carvão em uma atmosfera de nitrogênio e ar. Além disso, Kleiner, Posern, Osburg (2017) usaram o método Flash para estimar a condutividade térmica de hidratos de sal selecionados. Dongmei et al. (2017) usaram calor na face frontal para medir a temperatura na face posterior. No entanto, neste caso, usou-se o método fototérmico a laser para medir a difusividade térmica de cerâmicas de aço inoxidável 304 (SS304), cobre isento de oxigênio e nitreto de alumínio.

O método DSC, é outra técnica que usa as faces frontal e traseira para determinar as propriedades térmicas. Na célula DSC, ambas as temperaturas e fluxo de calor são medidos no ponto de contato da amostra e do sensor (LELE, et al., 2015). Como a temperatura na extremidade oposta da amostra não é medida diretamente, um metal puro é colocado sobre a amostra e a temperatura na extremidade oposta é determinada à medida que o metal derrete.

2.2.3 Técnicas de otimização

Problemas de estimativa de parâmetros são, de um modo geral, resolvidos através da minimização de uma função objetivo. Essa minimização é realizada por meio de métodos determinísticos ou estocásticos. O método determinístico baseia-se em procedimentos iterativos e utilizam derivadas de primeira e segunda ordem da função objetivo (OZISIK e ORLANDE, 2000). Entre os métodos determinísticos têm-se o método de regularização de Tikhonov (LIN E LIN, 2015), regularização iterativa (LIU et al., 2021), método da função especificada sequencial (XIONG et al, 2021), método de Levenberg-Marquardt (SAJEDI; FARAJI; KOWSARY, 2021) e o método de regularização de Fourier (XIONG et al., 2006), e, assim por diante.

Os métodos estocásticos são caracterizados pela realização de um grande número de avaliações da função objetivo em toda a região de busca, de forma a aumentar a probabilidade de encontrar o ótimo global da função objetivo, e não é necessário utilizar o conceito de derivadas. São adequados, assim, para problemas que apresentem funções objetivo não lineares. Alguns exemplos são o método de Monte Carlo (GNANASEKARAN e BALAJI, 2011), o Algoritmo Genético (NIAN et al, 2022), e o Algoritmo de Recozimento Simulado (BU et al., 2016), entre outros. Devido à natureza mal posta dos problemas inversos, os métodos estocásticos se saem melhor quando comparados aos métodos determinísticos. Os métodos estocásticos são orientados por dados e os dados são coletados resolvendo muitos casos do problema direto.

A Inferência Bayesiana (GNANASEKARAN e BALAJI, 2011), trata-se de um método estocástico, onde os valores obtidos a partir das observações Y são descritos por uma distribuição de probabilidade com densidade ou função de probabilidade $f(Y, \beta)$, onde β representa uma característica de interesse que descreve o processo da distribuição da variável, o parâmetro β é tratado como a causa e Y como o efeito. A abordagem Bayesiana tem sido amplamente utilizada nos problemas inversos de condução de calor (ZENG et al., 2019) e a sua

aplicabilidade é atribuída a desenvolvimentos em técnicas computacionais, como a técnica de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC) e seus algoritmos de amostragem relacionados. O desvio padrão obtido nesses modelos permite determinar as incertezas nos estimadores de maneira precisa e direta (GNANASEKARAN e BALAJI, 2011).

A inferência Bayesiana é computacionalmente mais cara do que os métodos determinísticos, mas tem a vantagem de não ficar presa em mínimos/máximos locais, que é a ruína dos algoritmos de minimização determinísticos baseados em cálculo tradicional (JAKKAREDDY; BALAJI, 2018).

Vários trabalhos foram bem-sucedidos em estimar as propriedades termofísicas utilizando a inferência Bayesiana. Parthasarathy e Balaji (2008) realizaram a estimativa de parâmetros em um problema de condução de calor em regime transiente com (a) condição de contorno de convecção e (b) condição de contorno de convecção e radiação. Analisou-se a influência no nível de ruído em um modelo a priori nos dados medidos, sendo utilizado o modelo a priori normal, log normal e uniforme. Usou-se o algoritmo de amostragem Metropolis Hastings. Entre as conclusões verificou-se que as estimativas média e máxima a posteriori para condutividade térmica e o coeficiente de transferência de calor por convecção eram insensíveis ao modelo a priori em todos os níveis de ruído considerados para o problema de estimativa de um único parâmetro. Para a estimativa de dois parâmetros em altos níveis de ruído as estimativas de condutividade térmica e coeficiente de convecção foram sensíveis ao modelo a priori.

Gnanasekaran e Balaji (2011) estimaram o coeficiente médio de transferência de calor de convecção e a condutividade térmica através da técnica de inferência Bayesiana. Determinaram-se as propriedades de forma individual, e posteriormente, de forma simultânea, através de um simples experimento de transferência de calor por convecção natural de uma aleta retangular vertical em regime permanente. A dificuldade de estimar os parâmetros simultaneamente se deve ao fato que os parâmetros são correlacionados, para isso usou-se o método de Monte Carlo via cadeia de Markov para a estimativa. Apresentou-se uma discussão sobre o número ótimo de medições de temperatura necessárias para estimar os parâmetros usando o método Bayesiano.

Henrique et al. (2011) utilizaram o método de Monte Carlo via Cadeia de Markov, dentro da estrutura Bayesiana, implementado através do algoritmo de Metropolis Hastings para a estimativa de parâmetros que aparecem no modelo de condução de calor em metais sob a condição de desequilíbrio térmico entre elétrons e a rede, durante o aquecimento de filmes finos de metal com pulsos de laser da ordem de femtossegundos. Para a solução do problema inverso

utilizou-se medidas simuladas contendo erros aleatórios. A partir da análise de sensibilidade foi possível realizar a estimativa simultânea do fator de acoplamento elétron-fônon, da condutividade térmica e da capacidade térmica do gás elétron.

Toivanen et al. (2012) estimaram a condutividade térmica, a capacidade de calor volumétrica e o coeficiente de transferência de calor de uma superfície de forma simultânea, usando a estrutura de inversão estatística Bayesiana, sem conhecimento das condições de contorno que descreve o fluxo de calor na superfície. Analisou-se a viabilidade de uma abordagem computacional por imagens termográficas térmicas, com as temperaturas medidas em vários locais de forma não invasiva. Os resultados mostraram que o método proposto produziu estimativas semelhantes de condutividade térmica e de capacidade de calor volumétrica, se comparados com os obtidos quando o coeficiente de transferência de calor na superfície é exatamente conhecido. Assim, o método se mostrou viável, mesmo o fluxo de calor não sendo conhecido.

Gnanasekaran e Balaji (2013) realizaram a estimativa do parâmetro de aleta 'm' e da difusividade térmica, de forma sequencial e simultânea, de uma aleta de aço macio e superfície altamente polida, através da inferência Bayesiana com o método Monte Carlo via cadeia de Markov (MCMC). Realizaram-se experimentos medindo-se as temperaturas durante o resfriamento ao longo da aleta. Os resultados são comparados com e sem o uso do MCMC. Investigou-se também a influência das informações a priori também. A estimativa sequencial apresentou melhores resultados, porém, observou-se boa exatidão para a estimativa simultânea dos parâmetros.

Reddy e Balaji (2015) determinaram simultaneamente o fluxo de calor e a difusividade térmica de um bloco de teflon utilizando a termografia por cristal líquido e inferência Bayesiana. Realizaram-se experimentos de convecção natural laminar em regime permanente e transiente com vários fluxos de calor. Conduziram-se vários experimentos simulados no FLUENT, a partir de um modelo tridimensional, para determinar o coeficiente de transferência de calor médio. Utilizaram-se o algoritmo Metropolis Hasting e uma distribuição a priori Gaussiana. As estimativas médias do fluxo de calor e da difusividade térmica da estimativa sequencial foram usadas como *priors* gaussianas na estimativa simultânea e uma redução de 4% na perda de fluxo de calor não contabilizada, uma redução de 14% no desvio padrão para a estimativa do fluxo de calor e uma redução de 17% no desvio padrão na estimativa da difusividade térmica foi observada.

Berger et al. (2016) utilizaram a inferência Bayesiana para estimar a condutividade térmica e o coeficiente de transferência de calor por convecção interna de uma parede de um

antigo edifício histórico. Monitorou-se a temperatura do ar ambiente, bem como as temperaturas na superfície e no interior da parede durante um ano. Usou-se o método Monte Carlo via cadeias de Markov para explorar a distribuição a posteriori. Compararam-se os parâmetros com os valores padrão dos regulamentos térmicos franceses, mostrando que os valores padrão subestimam o fluxo de calor na ordem em 10%, a partir dos valores dos parâmetros encontrados.

Jakkareddy e Balaji (2018) obtiveram o coeficiente de transferência de calor em uma placa vertical com três fontes de calor discretas com convecção natural e em regime permanente. Utilizou-se a inferência Bayesiana com o método de amostragem Monte Carlo via cadeia de Markov com o uso do algoritmo de Metropolis Hastings. Estimaram-se simultaneamente os coeficientes a e b , da correlação do número de Nusselt. Usaram-se esses valores em um modelo numérico bidimensional, e compararam com os dados de temperatura obtidos experimentalmente com o uso de termografia de cristal líquido. Obteve-se uma boa concordância, em torno de $\pm 2,4$ °C.

Rodler, Guernouti, Musy (2019) estimaram a condutividade térmica de uma parede de um edifício a partir de medições não intrusiva de temperaturas, das superfícies interna e externa da parede, e de medições do fluxo de calor. Utilizaram dois métodos: a inferência Bayesiana com o uso do algoritmo de Monte Carlo via cadeia de Markov (MCMC), e o procedimento estabelecido pela ISO 9869 (I. 9869-1, 2014). Compararam-se esses dois métodos. Os resultados mostraram que a abordagem Bayesiana fornece resultados mais precisos e tem a vantagem de considerar várias incógnitas (condutividade e capacidade de calor volumétrica), o que não é o caso do estabelecido pela ISO. Além disso, são necessárias séries temporais muito mais curtas que o padrão ISO estabelece. Obtiveram-se bons resultados, mesmo quando a diferença média de temperatura interna e externa foi baixa.

Bording, Nielsen e Balling (2019) apresentaram um procedimento usando dados de sonda agulha para determinar simultaneamente a condutividade e a difusividade térmica. Novamente usou-se o algoritmo de Monte Carlo via cadeias de Markov. Analisou-se fatores como a resistência de contato entre a sonda agulha e a amostra, limitações impostas pelo diâmetro da amostra e as propriedades do meio circundante e a duração do período de aquecimento necessário para obter bons resultados. Água, glicerol, cerâmica e argila foram os materiais selecionados para estudo e os resultados demonstraram boa concordância com os valores esperados na literatura, mostrando, assim, ser uma metodologia flexível e poderosa para medições precisas das propriedades térmicas, e com estimativas bem definidas de incerteza. A

condutividade térmica apresentou uma incerteza baixa inferior a 3,0 %, enquanto a difusividade térmica apresentou um grau de incerteza um pouco mais alta, aproximadamente 5%.

Lamien et al. (2019) usaram o método Flash para a estimativa simultânea da difusividade e da condutividade térmica de amostras de metais sólidos esféricos levitados aerodinamicamente a altas temperaturas, com excitação a laser e medições de temperatura sem contato, realizadas por meio de um pirômetro. Obteve-se a a solução do problema inverso a partir da inferência Bayesiana com o uso do método Monte Carlo via cadeia de Markov, codificado na forma do algoritmo de Metropolis-Hastings, utilizando um modelo reduzido de condução de calor, com condições de contorno lineares. A análise de sensibilidade mostrou que a difusividade e a condutividade térmica da amostra puderam ser estimadas simultaneamente, desde que os outros parâmetros do modelo sejam conhecidos.

Zeng et al. (2019) apresentaram um cálculo bayesiano aproximado para problemas inversos de condução de calor para determinar condições de contorno desconhecidas. Duas estratégias foram propostas: a primeira utiliza uma população não paramétrica de Monte Carlo para melhorar a taxa de convergência e reduzir o número de amostras que determina adaptativamente o valor de tolerância decrescente. Na segunda, para economizar o custo computacional da simulação de condução de calor, foram utilizadas técnicas computacionais rápidas. Para problemas lineares utiliza-se o princípio de superposição, para os problemas não-lineares é sugerido o uso de solucionador de reanálise rápido e preciso.

Adamczyk et al. (2020) apresentaram uma técnica e um dispositivo para medir a difusividade térmica no plano para meios isotrópicos e ortotrópicos. Este método utilizou a termografia ativa, com um laser Flash gerando mudanças de temperatura na amostra e a utilização de uma câmera infravermelha para observar essas mudanças. O modelo é um corpo semi-infinito. Apenas o instante de tempo no qual a intensidade da radiação atinge um máximo em um conjunto selecionado de pontos é registrado e processado. O tempo da medição é da ordem de um segundo. Usou-se este modelo para resolver o problema inverso de recuperação da difusividade térmica usando o método dos mínimos quadrados padrão e a técnica de Monte Carlo via Cadeia de Markov da inferência Bayesiana. Os resultados se comparam bem aos obtidos usando um equipamento comercial de método Flash.

2.2.4 Superfícies revestidas e texturizadas. Medições de propriedades e estudo de seu comportamento térmico

Ao estimar propriedades termofísicas de superfícies revestidas e texturizadas inserem-se novas dificuldades, devido ao fato de que as espessuras são geralmente na ordem de micrômetros. Apresentam-se, a seguir, alguns trabalhos de estimativa de propriedades termofísicas de superfícies revestidas e texturizadas e da avaliação do comportamento térmico de tais superfícies.

Miranzo et al. (2002) analisaram dois tipos de deposição química a vapor (CVD) de revestimento de diamante em ferramentas: utilizou-se no primeiro caso revestimentos de 300-1000 μm em substratos de WC-6% em peso de cobalto; no segundo caso depositou-se filmes de 70 μm diretamente em compósitos de Si₃N₄-SiC. Mediu-se a difusividade térmica pelo método Flash em temperaturas acima de 1000 °C, em corpos de prova de 12,7 mm de diâmetro e 1-2 mm de espessura, estimadas por um software comercial. Obteve-se a condutividade térmica aplicando um modelo térmico multicamadas. Os resultados mostram que a condutividade térmica teve um aumento de 65% em relação ao substrato de metal duro, que segundo os autores mostraram que a espessura do revestimento teve uma influência significativa. Nos revestimentos de Si₃N₄ a difusividade térmica e a condutividade térmica tiveram um aumento de 10%, em relação ao substrato sem revestimento.

Grzesik e Nieslony (2004) utilizaram dois modelos térmicos teóricos para estudar o comportamento de revestimentos de TiN e Al₂O₃. Um modelo bidimensional e um modelo unidimensional, ambos em regime permanente, desenvolvidos em elementos finitos. Utilizou-se dados da literatura para as propriedades termofísicas. Os revestimentos exibiram um efeito de barreira térmica produzindo diferenças de temperatura de 8 K entre as pastilhas revestidas e as não revestidas. A técnica desenvolvida não foi adequada para revestimentos finos devido ao grande custo computacional.

Rech, Battaglia, Moisan (2005) investigaram o comportamento térmico de revestimentos usando um modelo térmico transiente 1D. O método de solução é o método do quadrupolo, que requer o conhecimento do fluxo de calor e da temperatura em ambas as superfícies. Analisou-se revestimentos de carboneto de titânio (TiC), carboneto de titânio e nitreto de titânio (TiC / TiN) e carboneto de titânio, óxido de alumínio e nitreto de titânio (TiC / Al₂O₃ / TiN) em uma ferramenta de carboneto cimentado (substrato). Investigou-se apenas a influência da difusividade térmica do revestimento, sendo esses valores obtidos de dados da literatura, e da espessura do revestimento. Os autores apontaram que o fenômeno tribológico

na interface ferramenta-cavaco foi a principal razão para explicar as diferenças no fluxo de calor transferido para o substrato.

Govindaraju et al. (2006) apresentaram medidas de condutividade térmica, obtidas por meio de experimentos unidimensionais e em regime permanente pelo método da barra quente, realizadas em uma série de filmes de diamante em função da morfologia e da espessura da amostra. Os resultados mostraram que existe uma diferença significativa na condutividade térmica medida entre as amostras com textura de fibra e as amostras com textura de folha. Não se avaliou a difusividade térmica.

Bartoszuk, Grzesik, Niesłony (2009) apresentaram métodos de modelagem típicos dos efeitos térmicos na zona de corte ao usinar aço carbono AISI 1045 com ferramentas de metal duro com diferentes revestimentos. Discriminaram-se três conceitos de modelagem dos efeitos térmicos: um algoritmo analítico e duas simulações numéricas. Determinaram-se as propriedades termofísicas da peça de trabalho, dos materiais da ferramenta e dos diferentes revestimentos, de forma individual. Obteve-se a difusividade térmica através do método Flash, o calor específico através do DSC, e a condutividade térmica em função da difusividade térmica, do calor específico e da densidade. E calculou-se propriedades termofísicas equivalentes para os revestimentos multicamadas, em função das respectivas espessuras. Os autores ressaltaram que não foi possível fornecer um método ótimo para a análise dos efeitos térmicos na zona de corte.

Özgür et al. (2009) realizaram um estudo experimental e investigaram o desempenho ao desgaste e a difusividade térmica dos revestimentos à base de cerâmica, usando ferramenta de conformação e ferramenta de corte. Investigou-se o aço rápido M41 com diversos revestimentos. Desenvolveu-se uma equação empírica para as variações de difusividade térmica com a temperatura do aço M41 revestido, obtidas pelo método Flash. Não se avaliou a condutividade térmica. Os resultados mostraram que os revestimentos funcionam como uma barreira para reduzir o desgaste e a temperatura de corte.

Du et al. (2010) estudaram amostras de monazita LaPO_4 com diferentes graus de textura, fabricadas por meio de vários processos de síntese de pó e usando a sinterização por prensagem a quente e a técnica de sinterização por plasma de centelha. Explorou-se o efeito da textura na condutividade térmica, obtida a partir do conhecimento da difusividade térmica (obtida pelo método Flash), da densidade, e do calor específico (obtido de dados da literatura). Os resultados revelaram que a condutividade térmica das amostras diminui em primeiro lugar com o aumento do grau de orientação preferencial dos planos ao longo da direção perpendicular à direção de prensagem.

Chen, Limarga, Clarke (2010) apresentaram um método baseado nos dados do experimento Flash convencional para determinar a difusividade de um revestimento em um substrato de propriedades térmicas conhecidas. Como vantagem deste método os autores afirmam que é a redução de dados, que incorpora regressão de mínimos quadrados não linear, e que tanto a difusividade térmica do revestimento quanto a resistência de contato térmico são determinadas, porém sem estimativa da condutividade térmica, sendo essa calculada a partir do valor da difusividade térmica e do calor específico, obtida por DSC. Para demonstrar sua eficácia, o método é implementado primeiro pela análise de um grupo de dados simulados e, em seguida, aplicado a um conjunto de dados experimentais obtidos a partir de três amostras de duas camadas diferentes. As camadas são da ordem de milímetros.

Simões et al. (2012) apresentaram uma validação experimental de uma solução semianalítica para a condução de calor em regime transiente em sistemas multicamadas, obtidas a partir das funções de Green. Obteve-se um sistema multicamadas utilizado para validação experimental, pela superposição de camadas de diferentes materiais cujas propriedades térmicas estimou-se em um instituto de pesquisa externo, a condutividade térmica pelo método de placa quente e o calor específico pelo DSC. A comparação dos resultados mostrou que a solução semi-analítica está de acordo com os dados experimentais, porém limitado a espessura na ordem de milímetros.

Lian et al. (2013) estudaram o efeito de revestimentos macios (MoS₂ - Dissulfeto de molibdênio, CaF₂ – Fluoreto de cálcio e WS₂ – Sulfureto de tungstênio) em superfícies texturizadas. A ferramenta com revestimento WS₂ e texturizada apresentaram as menores temperaturas da interface do chip da ferramenta em comparação com a ferramenta texturizada sem revestimento e texturização, uma redução na temperatura entre 10 e 20%, durante a usinagem do aço. Não se avaliou o efeito das propriedades termofísicas.

Xie et al. (2013) estudaram a influência de micro ranhuras não revestidas na temperatura, na força de corte e no desgaste de uma ferramenta durante o processo de torneamento a seco de uma liga de titânio. Considerou-se micro ranhuras de 7 a 149 µm de profundidade na superfície de saída de ferramentas de corte, com diferentes formas e tamanhos. As micro ranhuras proporcionaram uma redução no atrito, com consequente redução na temperatura de corte de 103°C se comparada a ferramenta de corte tradicional (sem texturização). Na ponta da ferramenta com as micro ranhuras a temperatura foi de aproximadamente 500°C, enquanto numa ferramenta de corte tradicional essa temperatura chega a atingir cerca de 1322°C. As micro ranhuras proporcionaram uma transferência de calor

ao longo da orientação das ranhuras mais rápida do que as ferramentas tradicionais. Nesse estudo não se avaliou o efeito das propriedades térmofísicas.

Ventola et al. (2014) investigaram o desempenho térmico da rugosidade artificial obtida por sinterização direta a laser de metal na fabricação de dissipadores de calor planos e aletados. Em superfícies planas ásperas, obteve-se um pico de 73%, para o aumento da transferência de calor por convecção (63% em média), em comparação com superfícies lisas. Em superfícies ásperas com aletas, encontrou-se um melhor desempenho, de 40% (35% em média) em comparação com a superfície com aletas lisa. Na estimativa do coeficiente de transferência de calor por convecção foi necessário conhecer a condutividade térmica da amostra, porém não se conduziu nenhum estudo nesse sentido.

Sun (2014) apresentou um método que utiliza imagem térmica pulsada, usando um aparato, na análise de materiais multicamadas, capaz de medir a condutividade térmica e a capacidade calorífica de revestimentos. Analisou-se os efeitos da espessura finita do substrato e duração do Flash.

Ifis, Bilteryst, Nouari (2014) apresentaram um método de elementos finitos para a modelagem do comportamento térmico transiente de meios contendo camadas finas, sem qualquer refinamento de malha necessário em sua vizinhança. Porém, apresentou-se apenas um modelo unidimensional, utilizando valores de propriedades térmicas disponíveis na literatura, onde se testou a eficiência do modelo em termos de cálculo do tempo de processamento, comparados com o método de elementos finitos convencional.

Zhu et al. (2014) desenvolveram uma técnica que fornece Si₃N₄ (Nitreto de Silício) texturizado com alta condutividade térmica, superior a 170 W/mK, o que apresenta uma grande vantagem no uso prático. Onde em amostras não texturizadas muito esforço é realizado para alcançar condutividades térmicas de mais de 100 W/mK. Obteve-se a estimativa da condutividade térmica pelo produto da difusividade térmica (obtida pelo método Flash), da densidade e do calor específico (considerado um valor constante).

Samani et al. (2015) depositaram em um substrato de aço inoxidável AISI 304, através de uma técnica de arco catódico rotativo lateral em uma atmosfera com fluxo de nitrogênio, uma série de revestimentos multicamadas de TiN (nitreto de titânio) e TiAlN (nitreto de titânio e alumínio), com diferentes números de camadas $n = 5, 10, 25, 50$ e 100 . Analisou-se a composição e microestrutura dos revestimentos usando espectroscopia de energia dispersiva de raios-X, difração de raios-X (XRD) e microscopia eletrônica de transmissão convencional e de alta resolução (HRTEM). A condutividade térmica obteve-se pela técnica de refletância fototérmica pulsada, a partir de um laser Nd- YAG. A análise revelou que com o aumento do

número das camadas, a condutividade térmica dos revestimentos de multicamadas diminuiu gradualmente. Essa redução da condutividade térmica pode ser atribuída ao aumento do espalhamento de fônons devido ao rompimento da estrutura colunar, redução da orientação preferencial, diminuição do tamanho do grão dos revestimentos e deslocamentos desajustados presentes nas interfaces.

Ahadi et al. (2016) propuseram um método modificado da técnica de fonte plano transiente, uma vez que o método convencional não é capaz de medir com precisão a condutividade térmica de filmes finos e revestimentos, devido à inclusão de resistências de contato térmico nos resultados. Neste estudo, os autores afirmam que foram capazes de uma medição precisa da condutividade térmica de filmes finos e revestimentos. Realizou-se os experimentos em folhas de etileno tetrafluoroetileno (ETFE), membranas de Nafion e camadas de difusão de gás (GDLs) com diferentes espessuras e cruzou-se os resultados com os dados obtidos a partir do método de placa quente protegida, de acordo com ASTM padrão C177-13. Em alguns casos os resultados mudaram com a pressão mecânica exercida. Não se avaliou a difusividade térmica das amostras.

Oliveira, Fernandes, Guimarães (2017) analisaram o efeito térmico do revestimento em ferramentas de corte sem considerar o efeito tribológico e investigaram o comportamento térmico com três tipos de revestimento: cobalto (Co), nitreto de titânio (TiN) e óxido de alumínio (Al₂O₃) em uma pastilha de metal duro ISO K10 de 3 mm de espessura. Analisou-se revestimentos de 1, 2, 5, 10 e 20 µm em um modelo térmico transiente unidimensional proposto para um material composto de duas camadas. Adotou-se um fluxo de calor constante. Obteve-se a solução da equação de difusão com o uso das funções de Green. Analisou-se o efeito do revestimento pela evolução da temperatura na interface de corte em contato com o fluxo de calor e a evolução da temperatura na interface substrato-revestimento. Concluiu-se que os revestimentos possuem efeito de barreira térmica, embora que para revestimentos de 2 µm de espessura essa influência fora muito pequena. Não se avaliou propriedades térmicas dos revestimentos e apenas conduziu-se um estudo teórico.

Adamczyk et al. (2017) utilizaram uma técnica não destrutiva para medir a condutividade térmica efetiva de revestimentos de barreira térmica (TBCs) resolvendo o problema de condução de calor na amostra numericamente. O princípio do experimento baseia-se no aquecimento local da amostra por um laser e no registro da variação de tempo e espaço do campo de temperatura gerado na superfície aquecida por uma câmera infravermelha. Recuperou-se a condutividade térmica por um método inverso comparando-se os resultados com as medições conduzidas por um equipamento de laser Flash comercial, com amostras no

formato cilíndrico de 1,5, 2 e 3 mm, para a estimativa da difusividade térmica, alcançando bons resultados.

Trojanová et al. (2018) estudaram o processo de colagem acumulativa de rolos (ARB), que é um dos métodos de deformação plástica severa relevante para a produção industrial de chapas, e seu efeito na condutividade térmica de uma liga de magnésio AZ31. Na contribuição apresentada, mediu-se a difusividade térmica com o método Flash na faixa de temperatura entre 20 e 350 °C, para corpos de prova de 12,7 mm de diâmetro e 2 mm de espessura, e a condutividade térmica obtida a partir do produto da difusividade térmica, densidade e calor específico. Os autores encontraram que a textura desenvolvida durante o processo ARB e a carga de temperatura influenciam a condutividade térmica, que por sua vez depende do número de passes de rolamento, que além de afetar a textura afeta também a microestrutura das folhas.

Lu et al. (2018) apresentaram um estudo de microestruturação em substrato flexível à base de polímero acoplado a dissipador de calor em liga de alumínio e investigaram o desempenho da dissipação de calor pela evolução da temperatura de um dissipador de calor sob convecção natural por câmera infravermelha (IR), e os resultados mostraram que o aumento da dissipação de calor é de até 25%. A temperatura máxima do chip de LED do dissipador de calor texturizado a laser foi aproximadamente 22,4% menor do que a do dissipador de calor sem textura, mostrando que a texturização de superfície a laser um candidato promissor para aplicações de gerenciamento térmico on-chip em eletrônica. Menor espaçamento da textura e maior profundidade de textura mostraram-se benéficos para reduzir a resistência térmica, resultando em aumento da eficiência de dissipação. Obteve-se valores de condutividade térmica a partir de valores disponíveis na literatura, sendo esse um parâmetro de entrada no modelo proposto.

Bahadori et al. (2018) propuseram uma nova solução para um problema de condução de calor transiente tridimensional de um meio homogêneo para um material compósito multicamadas não-homogêneo com propriedades térmicas dependentes da temperatura usando um método de Monte Carlo. Compararam-se as simulações desenvolvidas usando o método proposto com resultados experimentais e os resultados de uma simulação de elementos finitos. Consideraram-se mudanças abruptas na difusividade térmica. Não se estimou propriedades térmicas, e a espessura de cada uma das camadas é da ordem de milímetros.

Zhang et al. (2018) propuseram um método semi-analítico rápido utilizando as soluções das funções de resposta em frequência (FRFs) na sua forma fechada para resolver um problema de condução de calor em regime permanente tridimensional em materiais de múltiplas camadas arbitrarias, onde não há limites no número ou na espessura das camadas. Estudou-se os campos

de temperatura sob diferentes tipos de fluxo de calor em revestimentos multicamadas. Realizou-se apenas um estudo teórico.

Em outro trabalho Zhang et al. (2019) relataram um modelo semi-analítico para estudar características gerais e críticas de transferência de calor na interface entre uma folha revestida e uma ponta de ferramenta revestida móvel considerando partição de calor. Tratou-se tanto a ponta da ferramenta quanto a folha como um sistema substrato/revestimento. Utilizou-se as funções de resposta de frequência (FRFs) para o aumento de temperatura em cada sistema. O modelo proposto é implementado para analisar as influências combinadas do número de Péclet, das espessuras de revestimento da ponta da ferramenta e da folha, espessura da folha e condutividade térmica de cada material, no aumento de temperatura e partição de calor na interface. Analisou-se apenas configurações teóricas.

Mishra, Ghosh e Aravindan (2019) estudaram o desempenho de ferramentas texturizadas de formato chevron e revestidas com PVD-TiAlN na usinagem da liga Ti6Al4V. A partir da simulação 2D realizada pelo método dos elementos finitos a ferramenta texturizada e revestida foi a que apresentou melhor desempenho durante o processo de usinagem, mesmo em velocidades de corte e alimentação comparativamente mais altas, em comparação a ferramentas texturizadas não revestidas e ferramentas sem texturização e sem revestimento. Obtiveram-se as propriedades termofísicas a partir de dados disponíveis na literatura.

Strzałkowski et al. (2019) apresentaram e discutiram a influência do tratamento superficial de amostras de monocristais de $Zn_{1-x-y}BexMnySe$ por meio da Microscopia de Força Atômica na difusividade térmica do material. Os espécimes investigados foram primeiro lixados, depois polidos, atacados quimicamente e finalmente recozidos em vapor de zinco. Obteve-se, após cada preparação da superfície, a difusividade térmica, a partir de um laser de diodo azul, a partir de um modelo unidimensional. Assumiu-se que a difusividade térmica medida teve um valor efetivo obtido através da medição dos parâmetros térmicos da amostra global com aqueles da camada superficial modificada.

Genna e Ucciardello (2019) desenvolveram um procedimento termográfico com o objetivo de determinar as difusividades térmicas no plano de revestimentos eletrolgalvanizados de diferentes espessuras em uma liga de alumínio. Adotou-se, para os testes, um único pulso de uma fonte de laser de diodo para gerar um contraste térmico na superfície da amostra. Utilizou-se uma câmera infravermelha para adquirir a temperatura na superfície e desenvolveu-se um algoritmo em MATLAB para calcular a difusividade térmica. Estudou-se a influência dos parâmetros do laser, assim como, a influência do tempo de início de aquisição pela câmera infravermelha. A partir dos resultados, a técnica demonstrou ser eficaz para a medição da

difusividade térmica no plano de revestimentos finos. O revestimento permitiu um aumento de cerca de 45% na difusividade térmica do alumínio. Não se realizou a estimativa da condutividade térmica.

Carr e Wood (2019) calcularam a difusividade térmica de sólidos com duas camadas a partir de experimentos utilizando o método Flash. Os experimentos numéricos apresentados confirmaram a precisão das novas fórmulas e demonstraram como elas são aplicadas aos tipos de dados experimentais decorrentes do experimento Flash. O método é limitado a materiais isolantes e a um modelo unidimensional de transferência de calor e não se estimou a condutividade térmica.

Vornberger et al. (2020) estudaram uma ampla gama de classes de metal duro em relação à microestrutura, dureza e condutividade térmica na faixa de temperatura entre 20 °C e 1000 °C. Obteve-se a condutividade térmica a partir do produto da difusividade térmica (obtida pelo método Flash), da densidade e do calor específico (calculado em software comercial). Os resultados mostram que a condutividade térmica é consideravelmente influenciada pelo conteúdo de Co, tamanho de grão do WC e conteúdo de Cr₃C₂.

El Rassy, Billaud, Saury (2020) apresentaram uma nova técnica não intrusiva para a caracterização térmica de materiais multicamadas opacos, que consiste na estimativa simultânea dos tensores de difusividades térmicas de cada camada constituinte, para materiais isotrópicos ou ortotrópicos. O método é baseado na resolução de um problema inverso de condução de calor que consiste na minimização da função objetivo dos mínimos quadrados construída com as medidas de temperatura e a previsão de um modelo pseudo-analítico, baseado no formalismo dos quadrupolos. Para esse modelo o calor específico é um dado de entrada. Realizou-se os experimentos por meio de um laser de CO₂ e registrou-se o campo de temperatura transiente resultante continuamente durante o período de resfriamento por uma câmara infravermelha.

Ran e Wang (2020) analisaram filmes finos feitos de pares bi materiais, onde se simulou fontes de calor utilizando o método de Monte Carlo desenvolvido. Os efeitos do tamanho da resistência térmica interfacial foram muito diferentes em interfaces diferentes, em filmes finos de camada dupla e três camadas com a presença da fonte de calor, mesmo para um mesmo par de materiais. Os resultados mostraram que a resistência térmica interfacial depende fortemente da diferença de temperatura externa, da posição da fonte de calor e do layout dos materiais. Os autores apenas realizaram uma análise teórica, sem experimentos realizados.

El Rassy, Billaud, Saury (2021) utilizaram um método para a identificação simultânea das difusividades térmicas de revestimentos ou materiais de película fina, assim como do

substrato. Utilizou-se um modelo semi-analítico 3D e as medições resultantes de um único experimento do tipo 'método Flash 3D', usando um algoritmo de otimização de base estocástica. Um laser de CO₂ promoveu a evolução das temperaturas dentro do material por meio de uma excitação não uniforme e quase instantânea imposta na face medida. Explorou-se os resultados experimentais e comparou-se com os resultados de outros métodos. Com base nos resultados de estimativa, análise de sensibilidade e limitações experimentais, a configuração de excitação e medição no lado do substrato provou-se a mais adequada. Nesse estudo assumiu-se um valor constante para o coeficiente de transferência de calor por convecção.

Observa-se na literatura que muitos trabalhos utilizaram o método Flash para a identificação da difusividade térmica, que além de ser um método oneroso, não é possível aplicar *in situ* e as amostras precisam ter um formato padrão. Muitos modelos para materiais multicamadas também são restritos ao caso de transferência de calor unidimensional. Outra limitação observada é que a maioria dos trabalhos estima a difusividade térmica ou a condutividade térmica.

Neste sentido, neste trabalho propõe-se a identificação de propriedades termofísicas de metais (difusividade térmica e condutividade térmica, de forma simultânea), podendo ser utilizada também em materiais não condutores, a ser aplicado em superfícies acabadas, como metais revestidos e texturizados, a partir de uma única superfície de acesso, a partir do conceito da razão de ganho entre as duas temperaturas superficiais e da inferência Bayesiana. E que seja um método não destrutivo, importante ao se analisar superfícies acabadas.

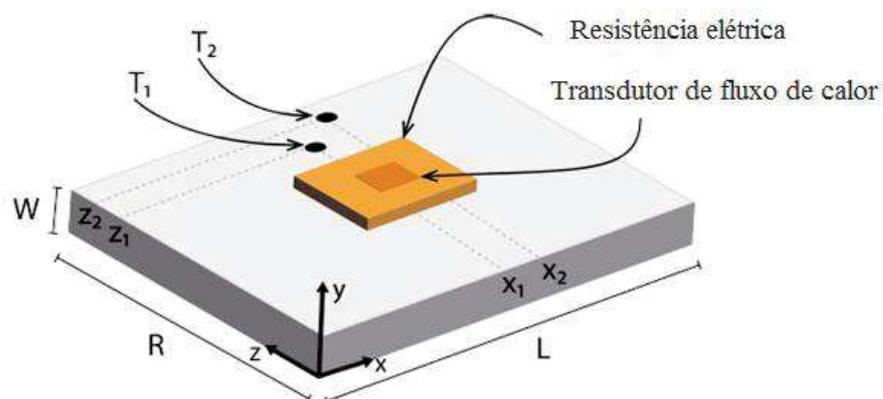
CAPÍTULO III

PROBLEMA DIRETO

Utiliza-se funções de Green para obter soluções de problemas lineares em condução de calor, e, aplica-se também à diferentes problemas físicos descritos por um conjunto de equações diferenciais. Trata-se, portanto, de um método de solução de equações lineares, assim como os métodos clássicos de separação de variáveis ou transformadas de Laplace (COLE et al., 2010). Uma das vantagens do uso das Funções de Green é que elas permitem uma melhor compreensão do problema em questão, além de apresentar um menor custo computacional se comparado aos métodos de solução numérica.

No presente estudo, utiliza-se um modelo tridimensional de condução de calor, o modelo X22B00Y22B05Z22B00, com dimensões $L \times W \times R$, conforme Figura 3.1. Nesse modelo todas as faces, exceto a região onde ocorre o fluxo de calor, estão isoladas. Trata-se de um problema transiente, sem geração de calor, com propriedades térmicas constantes e sem radiação térmica.

Figura 3.1 – Modelo Térmico Tridimensional.



Fonte: Autoria Própria.

A equação de condução de calor para o problema em consideração é:

$$\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} = \frac{1}{\alpha} \frac{\partial T}{\partial t} \quad (3.1)$$

onde T é a temperatura, t o tempo e α a difusividade térmica. Com condição de contorno na direção x :

$$-k \left. \frac{\partial T}{\partial x} \right|_{x=0} = 0 \quad (3.2)$$

$$-k \left. \frac{\partial T}{\partial x} \right|_{x=L} = 0 \quad (3.3)$$

Com condição de contorno na direção y :

$$-k \left. \frac{\partial T}{\partial y} \right|_{y=0} = 0 \quad (3.4)$$

$$-k \left. \frac{\partial T}{\partial y} \right|_{y=W} = -q''(t) \quad (3.5)$$

Com condição de contorno da direção z :

$$-k \left. \frac{\partial T}{\partial z} \right|_{z=0} = 0 \quad (3.6)$$

$$-k \left. \frac{\partial T}{\partial z} \right|_{z=R} = 0 \quad (3.7)$$

Com condição inicial de:

$$T(x, y, z, 0) = T(x, y, z) - T_0 \quad (3.8)$$

onde k é a condutividade térmica e q'' é o fluxo de calor imposto à peça.

Fazendo a substituição, $\theta = T - T_0$, as equações anteriores são homogeneizadas, Assim:

$$\frac{\partial^2 \theta}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \theta}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \theta}{\partial z^2} = \frac{1}{\alpha} \frac{\partial \theta}{\partial t} \quad (3.9)$$

Sujeitas as seguintes condições de contorno:

$$-k \frac{\partial \theta}{\partial x} \Big|_{x=0} = 0 \quad -k \frac{\partial \theta}{\partial x} \Big|_{x=L} = 0 \quad (3.10)$$

$$-k \frac{\partial \theta}{\partial y} \Big|_{y=0} = 0 \quad -k \frac{\partial \theta}{\partial y} \Big|_{y=W} = -q''(t) \quad (3.11)$$

$$-k \frac{\partial \theta}{\partial z} \Big|_{z=0} = 0 \quad -k \frac{\partial \theta}{\partial z} \Big|_{z=R} = 0 \quad (3.12)$$

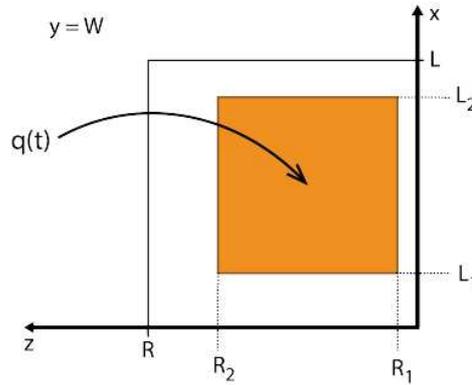
E condição inicial:

$$\theta_0 = \theta(x, y, z, 0) = T(x, y, z) - T_0 \quad (3.13)$$

A solução do problema homogêneo, descrito pelas Eqs. (3.9-3.13), em termos das funções de Green é dada por (COLE et al., 2010; FERNANDES, 2009):

$$\theta(x, y, z, t) = \frac{\alpha}{k} \int_0^t \int_{L_1}^{L_2} \int_{R_1}^{R_2} q''(\tau) G(x, y, z, t | x', W, \tau) dx' dz' d\tau \quad (3.14)$$

O termo no lado direito da Equação 3.14 é referente a condição de contorno de fluxo de calor imposto à área arbitrária delimitada por $0 \leq L_1 \leq x \leq L_2 \leq L$ e $0 \leq R_1 \leq z \leq R_2 \leq R$ em $y = W$, como mostrado na Figura 3.2.

Figura 3.2 – Problema X22Y22Z22 – vista superior ($y=W$).

Fonte: Autoria Própria.

Obtém-se a função de Green $G(x, y, z, t|x', y', z', \tau)$ observando-se os tipos de condições de contorno nas direções de x , y e z , como sendo três problemas unidimensionais independentes. Então, obtém-se a função $G(x, y, z, t|x', y', z', \tau)$ como produto destas funções de Green, isto é, $G(x, y, z, t|x', y', z', \tau) = G_{X22}G_{Y22}G_{Z22}$.

Na direção de x , y e z , tem-se as condições de contorno do tipo dois, que significa condição de fluxo de calor imposto, e a função de Green unidimensional é encontrada em Cole et al. (2010), na direção x como:

$$G_{X22}(x, t|x', \tau) = \frac{1}{L} + \frac{2}{L} \sum_{m=1}^{\infty} e^{-\beta_m^2 \alpha (t-\tau)/L^2} \left[\cos\left(\frac{\beta_m x}{L}\right) \cos\left(\frac{\beta_m x'}{L}\right) \right] \quad (3.15)$$

Esse mesmo procedimento é realizado nas direções y e z , tornando-se necessário apenas mudar as variáveis que caracterizam o problema no eixo y e z , respectivamente.

Assim, $G_{X22}G_{Y22}G_{Z22}$ é calculada como:

$$\begin{aligned} G_{X22}G_{Y22}G_{Z22} &= \left[\frac{1}{L} + \frac{2}{L} \sum_{m=1}^{\infty} e^{-\frac{\beta_m^2 \alpha (t-\tau)}{L^2}} \left[\cos\left(\frac{\beta_m x}{L}\right) \cos\left(\frac{\beta_m x'}{L}\right) \right] \right] \\ &\cdot \left[\frac{1}{W} + \frac{2}{W} \sum_{n=1}^{\infty} e^{-\frac{\gamma_n^2 \alpha (t-\tau)}{W^2}} \left[\cos\left(\frac{\gamma_n y}{W}\right) \cos\left(\frac{\gamma_n y'}{W}\right) \right] \right] \\ &\cdot \left[\frac{1}{R} + \frac{2}{R} \sum_{p=1}^{\infty} e^{-\frac{\mu_p^2 \alpha (t-\tau)}{R^2}} \left[\cos\left(\frac{\mu_p z}{R}\right) \cos\left(\frac{\mu_p z'}{R}\right) \right] \right] \end{aligned} \quad (3.16)$$

Os autovalores β_m , γ_n e μ_p são obtidos por meio das equações $\cos(\beta_m) = \cos(\gamma_n) = \cos(\mu_p) = 0$, onde os índices $m= 1, \dots, M$, $n= 1, \dots, N$ e $p = 1, \dots, P$ definem a quantidade de interações (autovalores) necessárias para a convergência das séries, dado um erro de truncamento desejado.

Substituindo a Eq. (3.16) na Eq. (3.14) obtêm-se a expressão analítica do problema térmico em questão em termos da variável θ :

$$\theta(x, y, z, t) = \frac{\alpha}{k} \int_0^t \int_{L_1}^{L_2} \int_{R_1}^{R_2} q''(\tau) G_{X22} G_{Y22} G_{Z22} dx' dz' d\tau \quad (3.17)$$

A solução em termos da variável original T é dada por $T = \theta + T_0$. Assim:

$$\begin{aligned}
T(x, y, z, t) = & T_0 + \frac{\alpha}{k} \frac{1}{LWR} [L_2 - L_1][R_2 - R_1] \int_0^t q''(\tau) d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{2}{WR} [R_2 - R_1] \sum_{m=1}^{\infty} e^{-\frac{m^2}{L^2} \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{m\pi x}{L}\right) \left[\sin\left(\frac{m\pi L_2}{L}\right) - \sin\left(\frac{m\pi L_1}{L}\right) \right] \\
& \cdot \frac{1}{m\pi} \int_0^t q''(\tau) e^{-\frac{m^2}{L^2} \pi^2 \alpha t} d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{2}{LWR} [L_2 - L_1][R_2 - R_1] \sum_{n=1}^{\infty} e^{-\frac{n^2}{W^2} \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{n\pi y}{W}\right) \cdot \cos(n\pi) \int_0^t q''(\tau) e^{-\frac{n^2}{W^2} \pi^2 \alpha t} d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{2}{LW} [L_2 - L_1] \sum_{p=1}^{\infty} e^{-\frac{p^2}{R^2} \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{p\pi z}{R}\right) \left[\sin\left(\frac{p\pi R_2}{R}\right) - \sin\left(\frac{p\pi R_1}{R}\right) \right] \\
& \cdot \frac{1}{p\pi} \int_0^t q''(\tau) e^{-\frac{p^2}{R^2} \pi^2 \alpha t} d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{4}{WR} [R_2 - R_1] \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} e^{-\left(\frac{m^2}{L^2} + \frac{n^2}{W^2}\right) \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{m\pi x}{L}\right) \left[\sin\left(\frac{m\pi L_2}{L}\right) - \sin\left(\frac{m\pi L_1}{L}\right) \right] \\
& \cdot \frac{1}{m\pi} \cos\left(\frac{n\pi y}{W}\right) \cos(n\pi) \int_0^t q''(\tau) e^{-\left(\frac{m^2}{L^2} + \frac{n^2}{W^2}\right) \pi^2 \alpha t} d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{4}{W} \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{p=1}^{\infty} e^{-\left(\frac{m^2}{L^2} + \frac{p^2}{R^2}\right) \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{m\pi x}{L}\right) \left[\sin\left(\frac{m\pi L_2}{L}\right) - \sin\left(\frac{m\pi L_1}{L}\right) \right] \frac{1}{m\pi} \\
& \cdot \cos\left(\frac{p\pi z}{R}\right) \left[\sin\left(\frac{p\pi R_2}{R}\right) - \sin\left(\frac{p\pi R_1}{R}\right) \right] \frac{1}{p\pi} \int_0^t q''(\tau) e^{-\left(\frac{m^2}{L^2} + \frac{p^2}{R^2}\right) \pi^2 \alpha t} d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{4}{LW} [L_2 - L_1] \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{p=1}^{\infty} e^{-\left(\frac{p^2}{R^2} + \frac{n^2}{W^2}\right) \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{n\pi y}{W}\right) \cos(n\pi) \cos\left(\frac{p\pi z}{R}\right) \\
& \cdot \left[\sin\left(\frac{p\pi R_2}{R}\right) - \sin\left(\frac{p\pi R_1}{R}\right) \right] \frac{1}{p\pi} \int_0^t q''(\tau) e^{-\left(\frac{n^2}{W^2} + \frac{p^2}{R^2}\right) \pi^2 \alpha t} d\tau \\
& + \frac{\alpha}{k} \frac{8}{W} \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{p=1}^{\infty} e^{-\left(\frac{m^2}{L^2} + \frac{p^2}{R^2} + \frac{n^2}{W^2}\right) \pi^2 \alpha t} \cos\left(\frac{m\pi x}{L}\right) \left[\sin\left(\frac{m\pi L_2}{L}\right) - \sin\left(\frac{m\pi L_1}{L}\right) \right] \cdot \frac{1}{m\pi} \\
& \cdot \cos\left(\frac{n\pi y}{W}\right) \cos(n\pi) \cos\left(\frac{p\pi z}{R}\right) \left[\sin\left(\frac{p\pi R_2}{R}\right) - \sin\left(\frac{p\pi R_1}{R}\right) \right] \frac{1}{p\pi} \\
& \cdot \int_0^t q''(\tau) e^{-\left(\frac{m^2}{L^2} + \frac{p^2}{R^2} + \frac{n^2}{W^2}\right) \pi^2 \alpha t} d\tau
\end{aligned} \tag{3.18}$$

Observa-se que a solução para o problema direto de condução de calor X22B00Y22B05Z22B00 é determinada uma vez que o fluxo de calor, $q''(t)$, é conhecido. A

presente solução trata-se de uma solução híbrida, já que para o fluxo de calor se dispõe de dados discretos. A solução híbrida para o problema direto é uma alternativa para o emprego de dados reais em concomitância a solução analítica. O fluxo de calor experimental é representado como um vetor de suas componentes, que são constantes em cada intervalo de tempo, isto é, $q''(t) = [q''_1, q''_1, \dots, q''_n]$, sendo q''_n a componente para o intervalo $\Delta t = t_{n+1} - t_n$, com $n = 1, \dots, N - 1$.

A solução Eq. (3.18) foi implementada numericamente no Matlab[®] e verificada pelos resultados de Fernandes, Dos Santos, Guimarães (2015).

CAPÍTULO IV

PROCEDIMENTOS INVERSOS BASEADOS NA ABORDAGEM DA INFERÊNCIA BAYESIANA

4.1 Inferência Bayesiana

A inferência Bayesiana é um dos métodos relativamente novos empregados na solução de problemas inversos de condução de calor. No presente estudo, utiliza-se a Inferência Bayesiana para estimar a difusividade e a condutividade térmica efetiva de amostras metálicas. Serão analisadas uma amostra de aço carbono ABNT 1045, com e sem texturização, e uma amostra de metal duro, com e sem revestimento, com o uso de um modelo tridimensional de transferência de calor, obtido a partir das Funções de Green.

A Inferência Bayesiana apresenta os seguintes princípios (KAPIO e SOMERSALO, 2004):

1. Todas as variáveis incluídas no modelo são modeladas como variáveis aleatórias.
2. A aleatoriedade descreve o grau de informação sobre as suas realizações.
3. O grau de informação relativa a estes valores é codificado em termo de distribuições de probabilidades
4. A solução do problema inverso é a distribuição de probabilidade posterior.

O Teorema de Bayes que relaciona os dados experimentais das temperaturas medidas Y (vetor) e o vetor de parâmetros desconhecidos β é descrito como:

$$P(\beta|Y) = \frac{P(Y|\beta)P(\beta)}{P(Y)} \quad (4.1)$$

onde $P(\beta|Y)$ é a função de densidade de probabilidade *a posteriori*, $P(Y|\beta)$ é a função de verossimilhança, $P(Y)$ é a constante de normalização, ou função de densidade de probabilidade marginal das medidas e $P(\beta)$ é a distribuição *a priori*, ou função de densidade de probabilidade *a priori*, geralmente sendo uma informação subjetiva.

O termo $P(Y|\beta)$ representa a probabilidade de obter Y para um valor assumido de β . Obtido a partir de uma solução do problema direto e convertido para uma PDF (função de densidade de probabilidade).

Incorpora-se a informação de $P(\beta)$ na análise quando se tem algum conhecimento sobre os parâmetros de interesse na inferência Bayesiana. No presente problema de transferência de calor o parâmetro β será a difusividade térmica e a condutividade térmica.

Assim, emprega-se a inferência Bayesiana para que as temperaturas obtidas experimentalmente e a distribuição de temperatura simulada para diferentes valores de propriedades, sejam as mais próximas possíveis.

Por $P(Y)$ ser uma constante de normalização a função de densidade de probabilidade *a posteriori* é escrita como sendo proporcional ao produto da verossimilhança e da distribuição *a priori*.

$$P(\beta|Y) = \frac{1}{cte} P(Y|\beta)P(\beta) \propto P(Y|\beta)P(\beta) \quad (4.2)$$

Considerando que os dados de temperatura são independentes e identicamente distribuídos, a verossimilhança é escrita como:

$$P(Y|\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(Y - T(\beta))^T (Y - T(\beta))}{2\sigma^2}\right) \quad (4.3)$$

onde $T(\beta)$ é a temperatura calculada em função dos parâmetros a serem estimados, de forma analítica, Y tem dimensão das n medidas disponíveis e σ^2 é a variância das medidas experimentais Y . As hipóteses estatísticas para as estimativas da verossimilhança são: erros de medidas aditivos, $Y_{medido} = Y_{simulado} + \varepsilon$, não-correlacionados, com distribuição normal ou Gaussiana, média zero e desvio padrão constante σ .

A equação anterior torna-se:

$$P(Y|\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{\chi^2}{2}\right) \quad (4.4)$$

onde:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{(Y_{medido,i} - Y_{simulado,i})^2}{\sigma^2} \right) \quad (4.5)$$

Na equação acima $Y_{simulado,i}$ são os valores simulados de Y para um β assumido. E $Y_{medido,i}$ são os dados de temperatura medidos.

A distribuição *a priori*, $P(\beta)$, segue tipicamente uma distribuição uniforme, normal ou log-normal. No caso de uma distribuição uniforme, $P(\beta)$ é o mesmo para todos os valores de β , ou seja, não apresenta absolutamente nenhuma preferência seletiva que é considerada "não informativa".

Para uma distribuição *a priori* uniforme, ou seja, $P(\beta)$ é igual a 1, a função de densidade de probabilidade a posteriori (PPDF) é a própria PDF, Assim:

$$P(\beta|Y) = P(Y|\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp - \left(\frac{\chi^2}{2} \right) \quad (4.6)$$

O que é semelhante a estimativa de mínimos quadrados para o caso linear e não-linear. Mas a distribuição *a priori* pode regularizar os problemas inversos mal-postos significativamente, o que auxilia no processo de estimativa de parâmetros. Para uma distribuição a priori normal $P(\beta)$ com parâmetros com média μ_p e desvio padrão σ_p , têm-se:

$$P(\beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_p^2}} \exp \left(\frac{-(X - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right) \quad (4.7)$$

Substituindo a Equação (4.7) na Equação (4.1) e sabendo que:

$$P(Y) = \int P(Y|\beta) \cdot P(\beta) dx \quad (4.8)$$

A PPDF para uma distribuição Gaussiana torna-se:

$$P(\beta|Y) = \frac{\exp - \left(\frac{\chi^2}{2} + \frac{(\beta - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right)}{\int \exp - \left(\frac{\chi^2}{2} + \frac{(\beta - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right) dx} \quad (4.9)$$

Não é necessário realizar o cálculo do denominador da equação anterior, já que se trata de uma densidade marginal e que a distribuição conjunta não está disponível em primeira instância. Um estimador frequentemente utilizado é o MAP (Máximo *a posteriori*), e é calculado como:

$$\beta_{MAP} = \arg \max [P(\beta|Y)] \quad (4.10)$$

Esse estimador permite identificar dentre os parâmetros β 's testados qual apresentou melhor concordância entre a temperatura experimental Y e a temperatura calculada a partir desses parâmetros.

Para dados discretos, a média e a variância dos parâmetros estimados são calculados respectivamente, por:

$$\bar{\beta} = \frac{\sum_i \beta_i \exp - \left(\frac{\chi^2}{2} + \frac{(\beta - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right)}{\sum_i \exp - \left(\frac{\chi^2}{2} + \frac{(\beta - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right)} \quad (4.11)$$

$$\sigma_{\bar{\beta}}^2 = \frac{\sum_i (\beta_i - \bar{\beta})^2 \exp - \left(\frac{\chi^2}{2} + \frac{(\beta - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right)}{\sum_i \exp - \left(\frac{\chi^2}{2} + \frac{(\beta - \mu_p)^2}{2\sigma_p^2} \right)} \quad (4.12)$$

Com base no procedimento proposto neste estudo, β_i , ($\beta_i = \alpha$ e $\beta_i = k$) é estimado aplicando o teorema de Bayes, que também é a solução para problemas de estimativa de parâmetros dados pelo estimador de máximo *a posteriori*. Deve-se mencionar aqui que o estimador de máximo *a posteriori* se reduz ao estimador de máxima verossimilhança dentro do espaço de parâmetros dado pela distribuição *a priori* uniforme.

Apesar de sua similaridade, é importante enfatizar a distinção entre estimadores clássicos e bayesianos. Os primeiros são estatísticos e, portanto, possuem uma distribuição amostral a partir da qual suas propriedades serão estabelecidas. Os estimadores bayesianos baseiam-se na distribuição *a posteriori* que é sempre condicional ao valor observado da amostra e, portanto, suas propriedades baseiam-se na distribuição *a posteriori*, um objeto totalmente diferente. No entanto, podem ser vistos como funções da amostra observada e, desta forma, comparados numericamente com a estimativa clássica (MIGON; GAMERMAN; LOUZADA, 2015).

4.2 Algoritmo de Monte Carlo via Cadeias de Markov

Para a maioria dos problemas de relevância prática é complicado fazer uma geração da *posteriori*. Portanto, são necessários métodos mais sofisticados que permitam a obtenção de uma amostra. O método numérico mais utilizado para explorar o espaço de estados da *posteriori* é a simulação de Monte Carlo, sendo uma ferramenta valiosa para resolver problemas lineares e não lineares, que permite a incorporação de informações anteriores sobre os parâmetros do modelo na determinação das propriedades da amostra (BORDING, NIELSEN e BALLING, 2019). A simulação de Monte Carlo baseia-se em uma grande amostra da função densidade de probabilidade (a função de densidade de probabilidade *a posteriori*).

A literatura propõe várias estratégias de amostragem, entre elas, o Método de Monte Carlo via Cadeia de Markov (MCMC) (GAMERMAN e LOPES, 2006). Uma cadeia de Markov é um processo estocástico $\{P_0, P_1, \dots, P_n\}$, tal que a distribuição de P_i , dados todos os valores anteriores $\{P_0, P_1, \dots, P_{i-1}\}$, depende apenas de P_{i-1} (KAPIO e SOMERSALO, 2004).

Segundo Ehlers (2003) os métodos MCMC requerem, para que se obtenha uma única distribuição de equilíbrio, que a cadeia de Markov seja:

- Homogênea, isto é, as probabilidades de transição de um estado para outro sejam invariantes;
- Irredutível, isto é, cada estado é atingido a partir de qualquer outro em um número finito de iterações;
- Aperiódica, isto é, não haja estados absorventes.

O algoritmo de MCMC mais comumente utilizado para que as cadeias de Markov geradas converjam para a distribuição de interesse é o de Metropolis-Hastings. A sua ideia é

gerar um valor a partir de uma distribuição auxiliar e ser aceito com uma determinada probabilidade, tentando garantir a convergência da cadeia para uma distribuição de equilíbrio.

O algoritmo MCMC utilizado neste trabalho é descrito em Ehlers (2004), onde o algoritmo de Metropolis-Hastings faz uso de uma função densidade de probabilidade auxiliar, $q(\beta^*|\beta)$. Nela, um novo valor para o parâmetro β^* será gerado dessa distribuição auxiliar, $q(\beta^*|\beta)$, a partir do valor atual da cadeia, β . O novo valor β^* será aceito a partir do cálculo da razão de Hastings, RH, dada por:

$$RH(\beta, \beta^*) = \min \left[1, \frac{P(\beta^*|Y) \cdot q(\beta|\beta^*)}{P(\beta|Y) \cdot q(\beta^*|\beta)} \right] \quad (4.13)$$

Esse algoritmo é descrito nas seguintes etapas:

1. Inicia-se o contador de iterações da cadeia $i = 0$ e chuta-se um valor inicial β ;
2. Gera-se um valor candidato β^* a partir da distribuição $q(\beta^*|\beta)$;
3. Calcula-se a probabilidade de aceitação $RH(\beta, \beta^*)$ do valor candidato;
4. Gera-se um número randômico u com distribuição uniforme entre 0 e 1;
5. Se $u \leq RH(\beta, \beta^*)$ então aceita-se o novo valor e faz-se $\beta_{i+1} = \beta^*$, Caso contrário, rejeita-se e faz-se $\beta_{i+1} = \beta$.
6. Incrementa-se o contador de i para $i + 1$ e voltar ao passo 2.

Um fluxograma do método descrito anteriormente é observado na Figura 4.1.

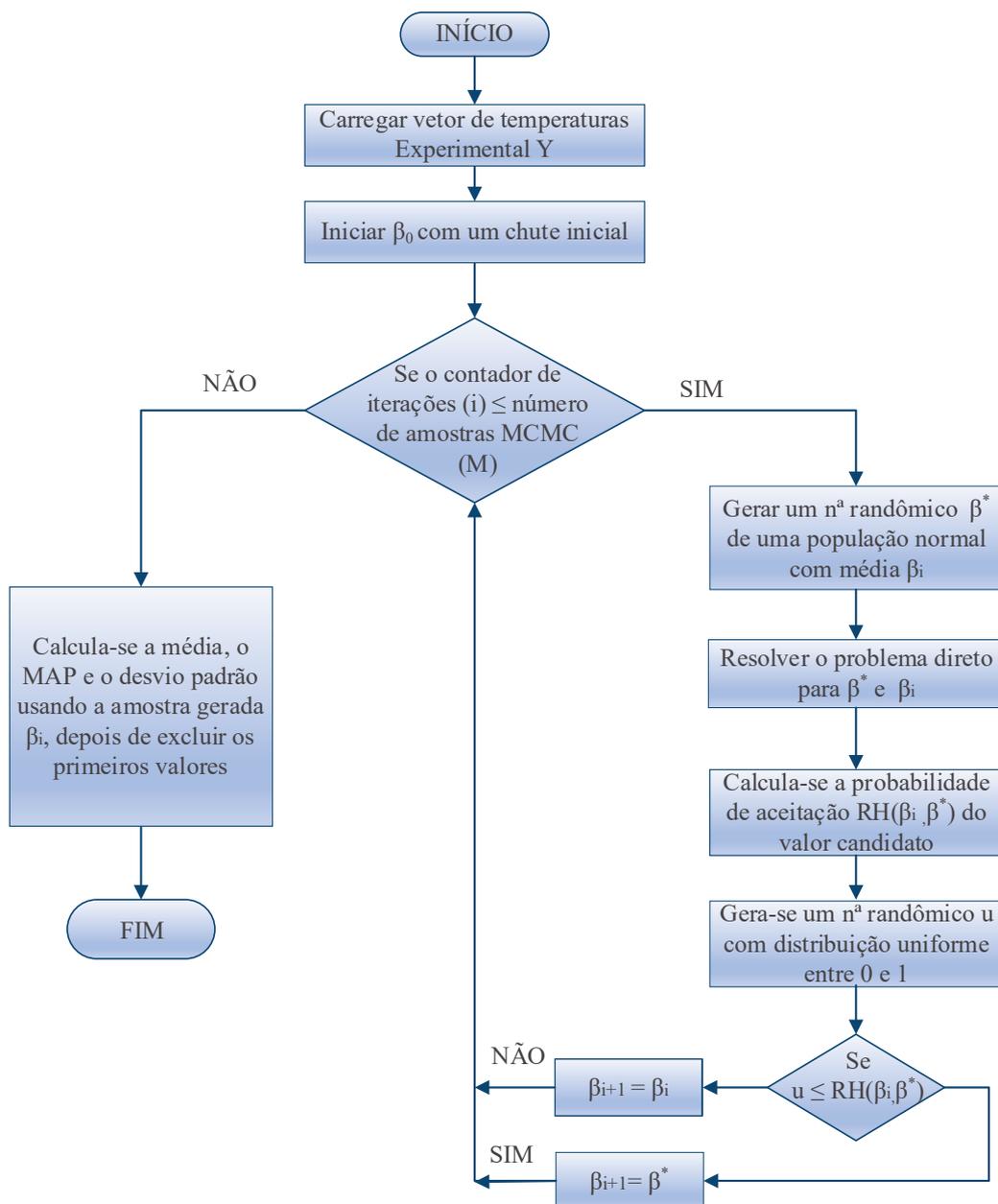
Quando as cadeias no algoritmo de Metropolis-Hastings são ditas simétricas a seguinte condição é aceita: $q(\beta^*|\beta) = q(\beta|\beta^*)$, para todo (β^*, β) , o que simplifica a razão de Hastings, que se torna uma razão entre as densidades calculadas nas posições anterior e proposta da cadeia.

Um cuidado importante refere-se a taxa de aceitação da cadeia proposta, que é a porcentagem média de iterações para as quais novos valores gerados são aceitos. Ela não pode ser muito alta, mas também não pode ser muito baixa. Cadeias com baixas taxas de aceitação não se movem, uma forma de se resolver esse problema é fazer com que a cadeia caminhe lentamente. Já cadeias com altas taxas de aceitação podem levar a muitas iterações para percorrer todo o domínio.

Para que se tenha convergência para a distribuição de equilíbrio, a cadeia deve ser capaz de percorrer todo o seu domínio. Assim, os movimentos da cadeia devem ser dosados de forma a fazê-la ter deslocamentos grandes, mas que tenham chances reais, de serem aceitos (COTA, 2009).

A estimativa das propriedades termofísicas será realizada com e sem o uso do MCMC. A abordagem sem o uso do algoritmo MCMC chama-se Inferência Bayesiana Off-line, nesse caso um determinado número de amostras *a priori* das propriedades são geradas definindo um limite superior e limite inferior. Essas propriedades geradas são a entrada para o modelo direto, para se obter as temperaturas simuladas a ser comparada com as temperaturas experimentais e, assim, ser calculado o máximo *a posteriori*. A Inferência Bayesiana off-line pode ser usada para gerar antecedentes para a estimativa Bayesiana com o uso do MCMC.

Figura 4.1- Fluxograma do Método de Monte Carlo via Cadeias de Markov.



Fonte: Autoria Própria.

4.3 Estimativa da Difusividade e da Condutividade Térmica

Será realizada a estimativa simultânea da difusividade térmica e da condutividade térmica efetiva, para isso será utilizado o modelo X22B00Y22B05Z22B00. Primeiramente determina-se a difusividade térmica sem o conhecimento da condutividade térmica e, posteriormente, a partir do conhecimento da difusividade térmica determina-se a condutividade térmica, a partir do mesmo experimento.

4.3.1 Estimativa da Difusividade Térmica

Pelo fato que a difusividade térmica ser diretamente proporcional ao tempo de difusão, ela é obtida avaliando-se a temperatura em dois momentos distintos. A partir da Eq. (3.14) conclui-se que a razão da temperatura entre dois momentos diferentes, $T(t_2)/T(t_1)$, é proporcional à razão da função de Green nesses tempos, indicando que a razão da temperatura não depende de condutividade térmica, mas somente da difusividade térmica, como mostrado na equação Eq. (4.16).

Portanto, para $\theta(x, y, z, t)$ na localização (x_1, y_1, z_1) , no tempo t_1 é escrita como:

$$\theta(x_1, y_1, z_1, t_1) = \frac{\alpha}{k} \int_0^{t_1} \int_{L_1}^{L_2} \int_{R_1}^{R_2} q''(\tau) G(x_1, y_1, z_1, t_1 | x', y', z', \tau) dx' dz' d\tau \quad (4.14)$$

Similarmente, para $\theta(x, y, z, t)$ na localização (x_2, y_2, z_2) , no tempo t_2 é escrita como:

$$\theta(x_2, y_2, z_2, t_2) = \frac{\alpha}{k} \int_0^{t_2} \int_{L_1}^{L_2} \int_{R_1}^{R_2} q''(\tau) G(x_2, y_2, z_2, t_2 | x', y', z', \tau) dx' dz' d\tau \quad (4.15)$$

Finalmente, obtêm-se a razão $\theta(x_1, y_1, z_1, t_1)/\theta(x_2, y_2, z_2, t_2)$ por:

$$\frac{\theta(x_1, y_1, z_1, t_1)}{\theta(x_2, y_2, z_2, t_2)} = \frac{\int_0^{t_1} \int_{L_1}^{L_2} \int_{R_1}^{R_2} q''(\tau) G(x_1, y_1, z_1, t_1 | x', y', z', \tau) dx' dz' d\tau}{\int_0^{t_2} \int_{L_1}^{L_2} \int_{R_1}^{R_2} q''(\tau) G(x_2, y_2, z_2, t_2 | x', y', z', \tau) dx' dz' d\tau} = f(\alpha) \quad (4.16)$$

Conforme mostrado na Eq. (3.15), a função de Green não depende da condutividade térmica, mas somente da difusividade térmica.

Assim, uma função de probabilidade com base na razão das temperaturas da superfície em quaisquer dois momentos, $\theta(r_1, t_1)/\theta(r_2, t_2)$, é usada para estimar a difusividade térmica, e assumindo que os dados de temperatura são independentes e identicamente distribuídos, a função de verossimilhança é:

$$P(\alpha|Y) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp \left[-\frac{\left(\frac{\theta(r_1, t_1, \alpha)}{\theta(r_2, t_2, \alpha)} - \frac{Y(r_1, t_1)}{Y(r_2, t_2)} \right)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (4.17)$$

4.3.2 Estimativa da Condutividade Térmica

Com o valor da difusividade térmica calculado, estima-se o valor da condutividade térmica a partir da maximização de uma nova função de verossimilhança, com base na função erro quadrático das temperaturas teóricas e experimentais da amostra, dado por:

$$P(k|Y) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp \left[-\frac{(\theta(x_i, W, z_i, t, k) - Y(x_i, W, z_i, t))^2}{2\sigma^2} \right] \quad (4.18)$$

Portanto, a função de máxima verossimilhança, dada pela Eq. (4.18), é a condutividade térmica ótima entre as temperaturas teóricas e experimentais.

CAPÍTULO V

MATERIAS E MÉTODOS

5.1 Bancada experimental

Este estudo investiga as propriedades termofísicas de materiais condutores: o aço carbono ABNT 1045 – com e sem texturização e o metal duro da classe K com 5 % de Co – com e sem revestimento. Devido à grande variedade de composição química da amostra de metal duro realizou-se um teste de espectroscopia de energia dispersiva para a identificação da sua composição. Na Tabela 5.1 mostra a composição química do metal duro e sua dureza antes e após o revestimento.

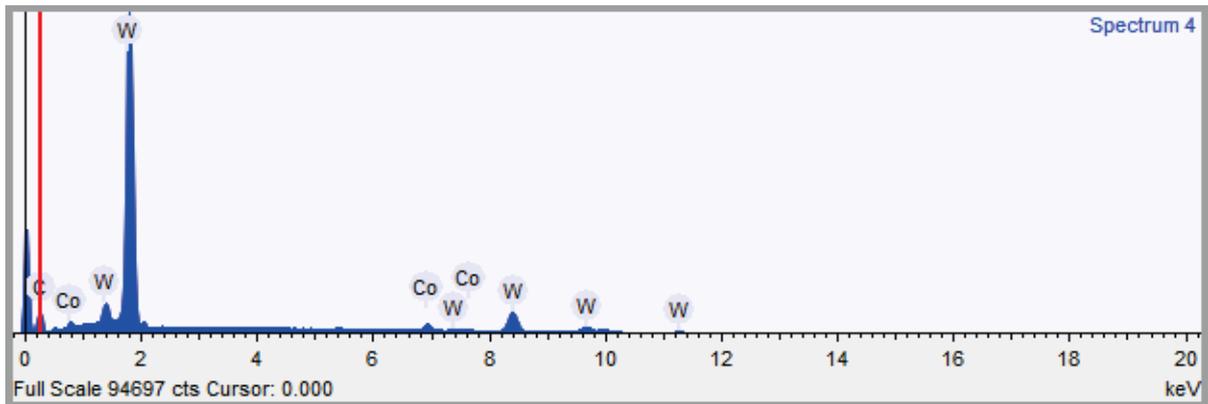
Tabela 5.1 - Composição química e dureza do metal duro.

Elemento	Peso %	Desvio Padrão, σ	Atômico %	Dureza Vickers, HV
Carbono	12,657	0,144	66,578	
Cobalto	4,677	0,076	5,0147	
Tungstênio	82,665	0,152	28,407	
Sem Revestimento				1695,84 ± 1,63%
Com Revestimento de TiN				2056,9 ± 7,4%

Fonte: Autoria Própria.

O EDS do metal duro é observado na Figura 5.1.

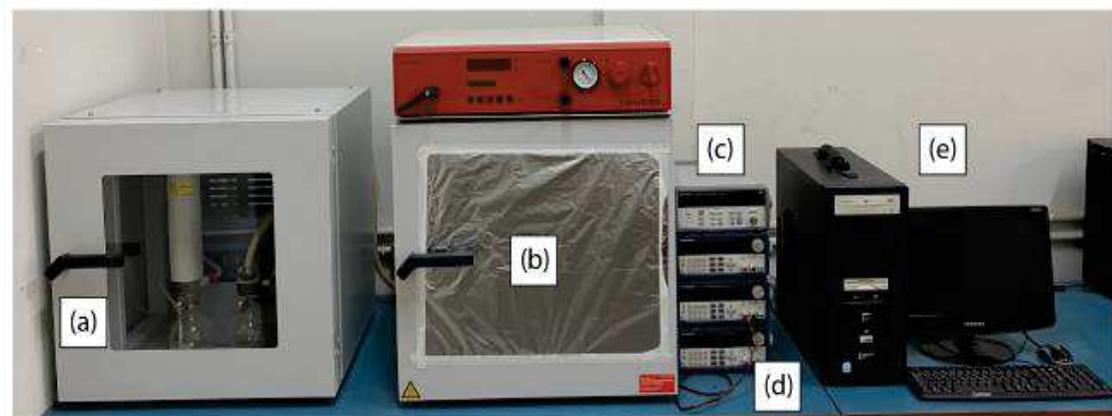
Figura 5.1 – Espectroscopia de energia dispersiva do metal duro.



Fonte: Autoria Própria.

Os procedimentos experimentais desenvolvidos neste estudo são descritos a seguir. O aparato experimental utilizado para estimar as propriedades termofísicas compreende um sistema gerador de vácuo modelo VD 115 (Binder), que consiste em uma bomba para produção de vácuo (a) e uma câmara a vácuo (b), um equipamento de aquisição de dados 34970A (Agilent®) (c) para adquirir as medições de temperatura e fluxo de calor a uma taxa de 2 medições por segundo, que faz a transferência de dados para um microcomputador (e) via USB e uma fonte de potência 9206 (BK Precision) (d) para fornecimento da tensão elétrica desejada para uma resistência elétrica, conforme a Figura 5.2. O software utilizado na aquisição dos dados foi o da Agilent Technologies BenchLink Data Logger versão 4.3, os dados foram armazenados e posteriormente processados.

Figura 5.2 – Bancada Experimental: (a) Bomba a vácuo; Câmara a vácuo; (c) Sistema de aquisição de dados; (d) Fonte de tensão; (e) Microcomputador.

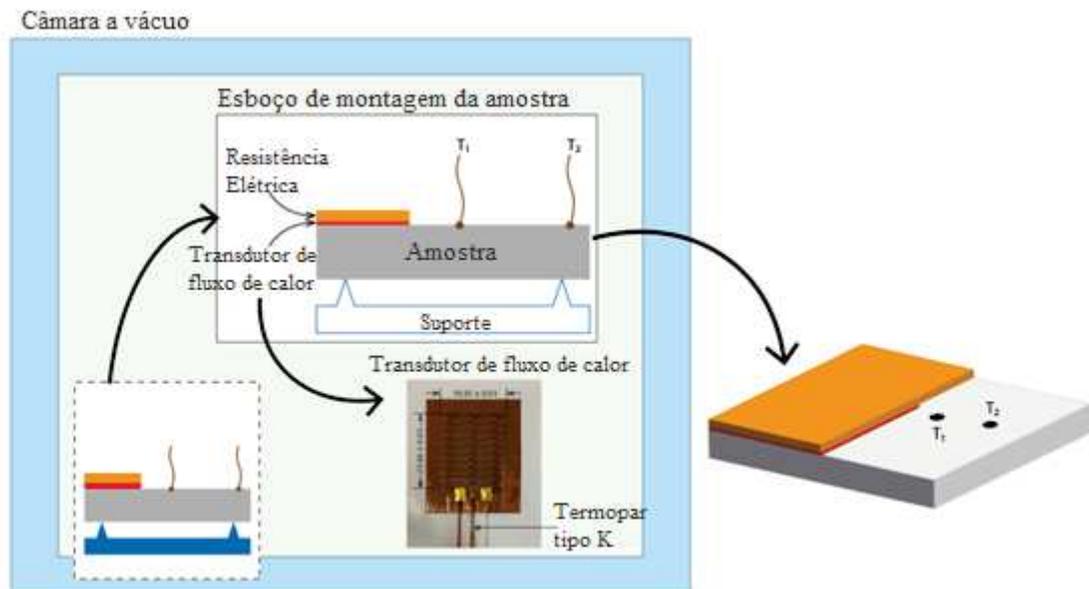


Fonte: Autoria Própria.

Na Figura 5.3 mostram-se os esquemas de montagem e instrumentação das amostras utilizadas neste experimento, que inclui a fixação de dois termopares e o posicionamento de um transdutor de fluxo de calor e resistência elétrica na superfície da amostra em $y = W$. Uma preparação adequada da superfície é importante, especialmente para sistemas de camada fina, ou seja, em sistemas que apresentam espessuras na ordem de micrômetros, onde a rugosidade da superfície pode desempenhar um papel muito mais importante.

Durante a montagem, aplicou-se uma fina película de pasta térmica de alta condutividade térmica ($k = 14 \text{ W/mK}$) à base de prata nas regiões da interface da amostra/sensor de fluxo/resistência elétrica, para aumentar a condutância térmica no contato interfacial. Utilizou-se uma resistência elétrica de $26 \Omega \pm 1.0\%$, com uma área de $10.3 \pm 0.2\% \text{ cm}^2$ e um transdutor de fluxo de calor de película fina HFS-3 da Ômega, com fator de calibração de $0,92 \mu\text{Vm}^2\text{W}^{-1}$, para mensurar o fluxo de calor imposto à amostra, com especificações presentes na Tabela 5.2.

Figura 5.3 – Montagem de amostra e esquemas de instrumentação.



Fonte: Autoria Própria.

Após a instrumentação, as amostras eram posicionadas no interior da câmara de vácuo que, em seguida, era fechada. Como observado na Figura 5.3 utilizou-se um suporte para posicionar a amostra, confeccionado em material isolante, com quatro pontos de contato pontuais. Assim, a área de contato é mínima para minimizar a perda de calor.

Tabela 5.2 – Especificações técnica do sensor de fluxo de calor.

Sensor	Resistência Térmica $\left(\frac{^{\circ}C}{\frac{W}{m^2}}\right)$	Capacidade Térmica $\left(\frac{W.s}{m^2^{\circ}C}\right)$	Tempo de resposta (s)
HFS-3	0,002	600	0,6

Fonte: Autoria Própria.

5.2 Procedimento Experimental

O procedimento experimental inicia-se com o acionamento da bomba a vácuo e quando a pressão absoluta no interior da câmara reduzia até $51 \pm 13\%$ mmHg ela era desligada. Após isso, esperava-se a amostra entrar em equilíbrio com o ambiente. Em seguida, ligava-se a fonte de tensão e carregava-se um sinal modulado previamente configurado, aquecendo a superfície da amostra durante 45 segundos, utilizou-se um fluxo de calor senoidal. Escolheu-se esse tipo de fluxo devido à natureza condutora dos materiais analisados.

Repetiu-se o procedimento experimental 36 vezes para cada amostra. Esta quantidade de medidas é representativa e implica que a função densidade de probabilidade tenha uma distribuição normal, com uma probabilidade de 95,45% (MONTGOMERY e RUNGER, 2011).

Para ajustes do experimento e validação da técnica proposta escolheu-se o aço carbono ABNT 1045, já que suas propriedades termofísicas são amplamente disponíveis na literatura. Em seguida, realizou-se experimentos no metal duro (WC-Co).

Na Tabela 5.3 listam-se as dimensões, regiões de aquecimento e as posições dos termopares nas amostras do aço carbono ABNT 1045 e do WC-Co.

Tabela 5.3 - Dimensões características das amostras, região de aquecimento e posicionamento dos termopares em $y=W$.

Material	L x R x W (mm ³)	Região de aquecimento (mm)	Coordenadas dos Termopares
Aço Carbono 1045	50,00x50,00x10,30 ± 0,01	L1 = 0,00 ± 0,03	T ₁ x = 21,21 ± 0,02
		L2 = 50,00 ± 0,02	z = 24,91 ± 0,02
		R1 = 0,00 ± 0,03	T ₂ x = 17,09 ± 0,02
		R2 = 20,67 ± 0,03	z = 44,56 ± 0,02
WC-Co	50,00x50,00x10,03 ± 0,01	L1 = 0,00 ± 0,03	T ₁ x = 21,19 ± 0,02
		L2 = 50,00 ± 0,02	z = 27,72 ± 0,02
		R1 = 0,00 ± 0,03	T ₂ x = 27,79 ± 0,02
		R2 = 20,67 ± 0,03	z = 44,79 ± 0,02

Fonte: Autoria Própria.

5.3 Texturização do aço carbono ABNT 1045

Para analisar o efeito da texturização nas propriedades termofísicas efetivas o corpo de prova aço carbono ABNT 1045 foi texturizado em uma das faces.

Encontra-se na literatura uma grande variedade de padrões de textura. Diferentes padrões de formato, largura e profundidade são estudados. No que diz respeito ao padrão das texturas Machado et al. (2021) mostraram que texturas de ranhuras são encontradas em mais da metade dos estudos em processos de usinagem, sendo que as ranhuras lineares correspondem a 39%. As texturas de padrão ‘cavinhas’ aparecem em quase um quarto dos trabalhos. Assim, selecionou-se o padrão de ranhura linear para o estudo.

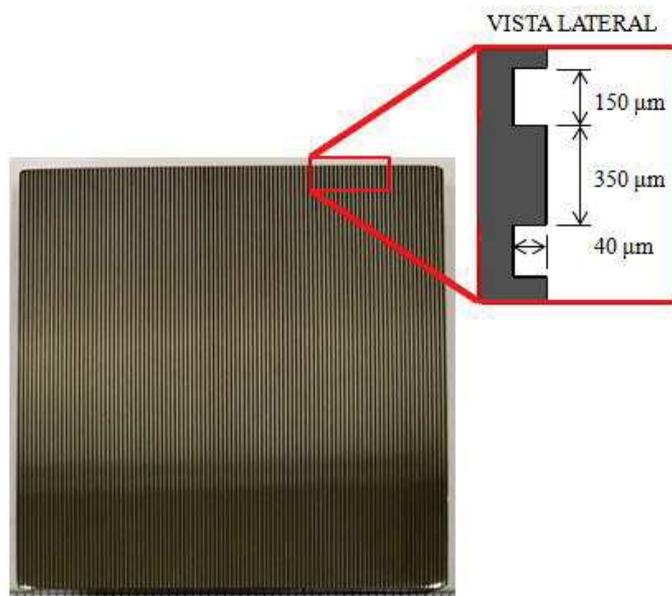
Define-se no padrão de ranhura linear os seguintes parâmetros: profundidade, espaçamento e largura das ranhuras. A literatura em geral recomenda uma relação entre 3 e 7 para a razão largura/profundidade, para texturização em ferramentas de corte, pois esta faixa influencia mais a lubrificação e o fluxo de cavacos (CHEN et al., 2017). Por mais que o foco deste trabalho não seja analisar os efeitos tribológicos adotou-se esse padrão na fabricação das ranhuras lineares.

Quanto ao processo de fabricação, Machado et al. (2021) afirmaram que quase dois terços dos artigos analisados usaram texturização a laser para fabricar os padrões de texturas em superfícies. O maior uso da manufatura a laser na texturização de ferramentas é justificável, uma vez que o processo está relativamente bem estabelecido e é facilmente aplicado à

superfície, além de fornecer alta precisão e reprodutibilidade e por ser considerado um candidato promissor para aplicações de gerenciamento térmico.

Assim, a texturização realizada em uma das faces do aço carbono ABNT 1045 foi do tipo ranhura linear, com largura de $150\ \mu\text{m}$, profundidade de $40\ \mu\text{m}$ e espaçamento entre as ranhuras de $350\ \mu\text{m}$, ou seja, uma relação largura/profundidade de 3,75, fabricada por um processo a laser, realizada pela empresa LaserTools, localizada em São Paulo. Na Figura 5.4 apresentam-se detalhes do padrão da textura estudado nesse trabalho.

Figura 5.4 – Texturização do aço carbono ABNT 1045.



Fonte: Autoria Própria.

O procedimento experimental adotado é o mesmo descrito no item 5.2. Conduziu-se experimentos com o posicionamento dos sensores de temperatura, transdutor de fluxo de calor e resistência elétrica nas faces texturizada e não texturizada.

Na Tabela 5.4 listam-se as dimensões, regiões de aquecimento e as posições dos termopares do aço carbono ABNT 1045 texturizado.

Tabela 5.4 - Dimensões características das amostras, região de aquecimento e posicionamento dos termopares em $y = W$, do ABNT 1045 texturizado.

Região de análise	L x R x W (mm ³)	Região de aquecimento (mm)	Coordenadas dos Termopares
Face com Textura	50,00x50,00x10,03 ± 0,01	L1 = 0,00 ± 0,03	T ₁ x = 23,82 ± 0,02
		L2 = 50,00 ± 0,02	z = 23,50 ± 0,02
		R1 = 0,00 ± 0,03	T ₂ x = 23,69 ± 0,02
		R2 = 20,67 ± 0,03	z = 45,06 ± 0,02
Face sem Textura	50,00x50,00x10,03 ± 0,01	L1 = 0,00 ± 0,03	T ₁ x = 19,71 ± 0,02
		L2 = 50,00 ± 0,02	z = 27,13 ± 0,03
		R1 = 0,00 ± 0,03	T ₂ x = 20,32 ± 0,02
		R2 = 20,67 ± 0,03	z = 44,50 ± 0,02

Fonte: Autoria Própria.

5.4 Revestimento do metal duro

Para analisar a influência do revestimento nas propriedades termofísicas efetivas revestiu-se o metal duro (WC-Co).

Entre os tipos de revestimentos utilizados estão os nitretos, a sua aplicação resulta em uma maior dureza e tenacidade. Os revestimentos duros à base de titânio são revestimentos duros bem conhecidos em aplicações da indústria, normalmente depositados por deposição física de vapor (SAMANI et al., 2015). Assim, devido ao fato de ser um dos revestimentos mais utilizados na indústria, o revestimento analisado nesse estudo foi o TiN (nitreto de titânio), obtida por um processo de PVD (deposição física a vapor), com espessura entre 3 e 5 μm esse tipo de revestimento fornece proteção contra desgaste e uma redução eficaz de desgaste abrasivo e adesivo em uma grande variedade de aplicações (BALZERS, 2021). A empresa Oerlikon Balzers realizou o revestimento, localizada em São Paulo. Na Figura 5.5 apresenta-se a face revestida do WC-Co, sendo amarelo a sua cor característica.

O procedimento experimental adotado é o mesmo descrito no item 5.2. Conduziu-se experimentos com o posicionamento dos sensores de temperatura, transdutor de fluxo de calor e resistência elétrica na face revestida.

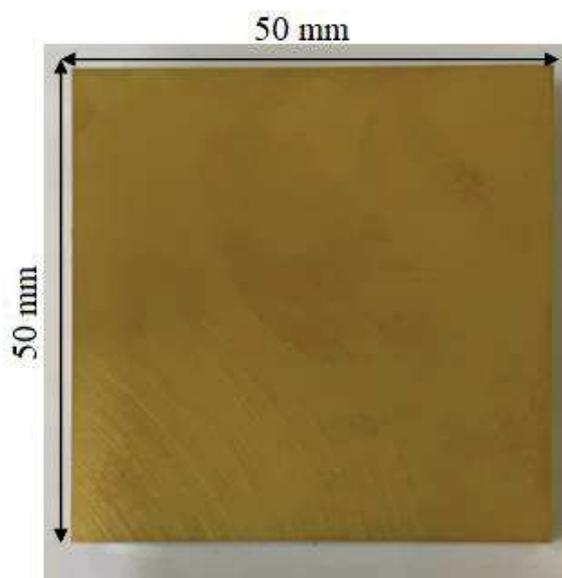
Na Tabela 5.5 listam-se as dimensões, regiões de aquecimento e as posições dos termopares nas amostras do metal duro revestido.

Tabela 5.5 - Dimensões características das amostras, região de aquecimento e posicionamento dos termopares, em y= W, no WC-Co revestido.

L x R x W (mm ³)	Região de aquecimento (mm)	Coordenadas dos Termopares	
50,00x50,00x10,03 ± 0,01	L1 = 0,00 ± 0,03	T ₁	x = 22,99 ± 0,02
	L2 = 50,00 ± 0,02		z = 28,46 ± 0,02
	R1 = 0,00 ± 0,03	T ₂	x = 28,48 ± 0,02
	R2 = 20,67 ± 0,03		z = 45,02 ± 0,02

Fonte: Autoria Própria.

Figura 5.5 – Amostra de metal duro revestida com TiN.



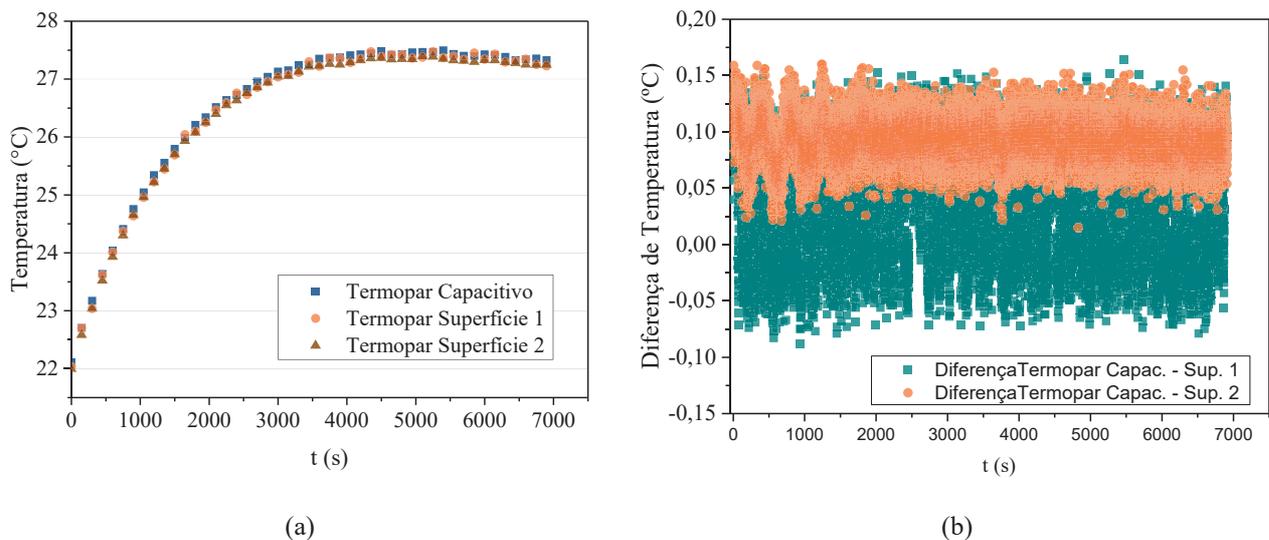
Fonte: Autoria Própria.

5.5 Avaliação do método de fixação dos termopares

Realizou-se a fixação dos termopares no ABNT 1045 e no WC-Co por descarga capacitiva com sensores do tipo K (AWG 36, 1000 ± 0,8 mm de comprimento), porém essa não se mostrou adequada para os corpos de prova texturizado e revestido. Experimentalmente, é difícil garantir que na primeira tentativa seja realizada a fixação do termopar, percebeu-se que nesse processo o corpo de prova sofre algum dano. A texturização, e, principalmente, o revestimento tem espessura micrométrica, assim, a fixação por descarga capacitiva causaria danos aos mesmos. Dessa forma, avaliou-se novas formas de fixação dos termopares, dentre elas o termopar de superfície CO1 – K da Ômega.

No interior da câmara a vácuo, submeteu-se uma das faces do WC-Co a um fluxo de calor constante; na outra face realizou-se a fixação de um termopar por descarga capacitiva e de dois termopares de superfície. Nos termopares de superfície utilizou-se uma fina camada de pasta térmica de alta condutividade térmica para garantir um bom contato com a peça. Avaliou-se um aumento de temperatura de aproximadamente 5 °C, já que essa é a faixa de aumento de temperatura utilizada para estimativa das propriedades térmicas. Apresenta-se os sinais de temperatura obtidos na Figura 5.6 (a), enquanto na Figura 5.6 (b) apresenta-se a diferença de temperatura dos termopares de superfície com relação ao termopar fixado por descarga capacitiva. É possível perceber que a diferença de temperatura ficou dentro da faixa de incerteza do termopar, $\pm 0,15$ °C, mostrando assim que os dois tipos de termopares utilizados são adequados para a medição de temperatura dos corpos de prova.

Figura 5.6 – Avaliação do método de fixação de termopares (a) aumento de temperatura, (b) diferença de temperatura obtida.



Fonte: Autoria Própria.

5.6 Análise das incertezas dos erros

Sabe-se que todos os dados experimentais apresentam um erro bias intrínseco e/ou erros randômicos. Portanto, é necessário identificar os fatores que mais contribuem para os erros de medição envolvidos. Com base nesses fatores, estratégias podem ser propostas para minimizar seus efeitos. Apresenta-se os principais fatores que influenciam os resultados da estimativa das propriedades termofísicas na Figura 5.7, como um diagrama de causa/efeito (SANTOS

JUNIOR et al., 2022). Nele são incluídas incertezas associadas ao fluxo de calor, características da amostra, medição de temperatura, resistência de contato, considerações do modelo e condições ambientais.

Com base na Figura 5.7 considerou-se as seguintes fontes de erro para quantificar as incertezas neste estudo: a) posição do termopar; b) tempo de aquisição das medições da temperatura e fluxo de calor; c) natureza aleatória das medições de temperatura, d) resistência de contato; e) natureza aleatória das medições de fluxo de calor, f) incerteza da fonte de potência e g) incerteza da estimativa da difusividade e da condutividade térmica.

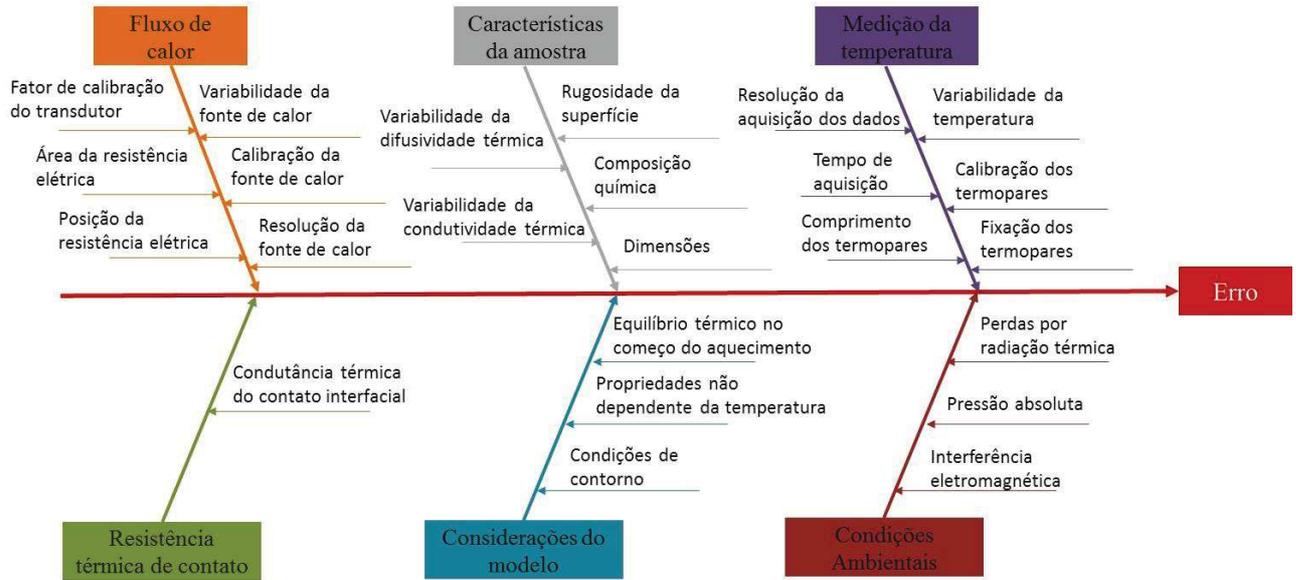
O método utilizado para analisar as incertezas acima mencionadas baseia-se na fórmula geral de propagação de erro, conforme apresentado em Taylor (2011). Assim, obteve-se as incertezas combinadas da difusividade térmica e da condutividade térmica pelas Equações (5.1) e (5.2), respectivamente.

$$u_{\alpha}^2 = u_{\alpha}^2 + u_{P_1}^2 + u_{P_2}^2 + u_{\theta_1}^2 + u_{\theta_2}^2 + u_{FC}^2 + u_{TFC}^2 + u_{SAD}^2 \quad (5.1)$$

$$u_k^2 = u_k^2 + u_{\alpha}^2 + u_{RTC}^2 + u_{FC}^2 + u_{TFC}^2 + u_{SAD}^2 \quad (5.2)$$

A incerteza expandida ($U_i = 2 \cdot u_i$) de cada propriedade térmica corresponde ao dobro de sua respectiva incerteza combinada, u_i , com 95,45% de confiança. Nas Equações (5.1) e (5.2) u_i representa as incertezas (com seus respectivos valores) associadas a: estimativas de difusividade térmica (u_{α}^2); posições do termopar 1 ($u_{P_1}^2$); medições de temperatura do termopar 1 ($u_{\theta_1}^2$); medições de temperatura do termopar 2 ($u_{\theta_2}^2$); posições do termopar 2 ($u_{P_2}^2$); medições de fluxo de calor (u_{FC}^2); constante de tempo do transdutor de fluxo de calor (u_{TFC}^2); sistema de aquisição de dados (u_{SAD}^2); resistência térmica de contato (u_{RTC}^2); e estimativas de condutividade térmica (u_k^2).

Figura 5.7 – Diagrama de análise de incertezas.



Fonte: Santos Junior et al. (2022).

5.7 Coeficiente de sensibilidade

A estimativa dos valores ótimos de α e k é baseada nos valores experimentais e teóricos da razão das temperaturas $\theta(r_1, t_1)/\theta(r_2, t_2)$ e da temperatura $\theta(r_1, t_1)$, respectivamente, e um exame detalhado dos coeficientes de sensibilidade fornece uma visão considerável dos problemas de estimativa das propriedades termofísicas.

Define-se o coeficiente de sensibilidade, X_β , como a primeira derivada de uma variável dependente em relação a um parâmetro. Ele pode determinar possíveis áreas de dificuldade de estimativa e fornecer um projeto experimental aprimorado. Se os coeficientes de sensibilidade são pequenos, o problema de estimativa é difícil e sensível a erros de medição, já que grandes variações nos parâmetros causam pequenas variações na variável dependente (BECK e ARNOLD, 1977).

Assim, define-se o coeficiente de sensibilidade para a difusividade térmica como:

$$X_\alpha = \frac{\partial}{\partial \alpha} \left(\frac{\theta(r_1, t_1)}{\theta(r_2, t_2)} \right) \quad (5.3)$$

Para a condutividade térmica, define-se o coeficiente de sensibilidade como:

$$X_k = \frac{\partial \theta(r_1, t_1)}{\partial k} \quad (5.4)$$

Utiliza-se o coeficiente de sensibilidade reduzido quando envolve parâmetros com diferentes ordens de magnitude e são utilizados para facilitar a comparação entre diferentes parâmetros. Assim, os coeficientes de sensibilidade reduzidos são definidos como: αX_α , para a difusividade térmica e kX_k , para a condutividade térmica.

CAPÍTULO VI

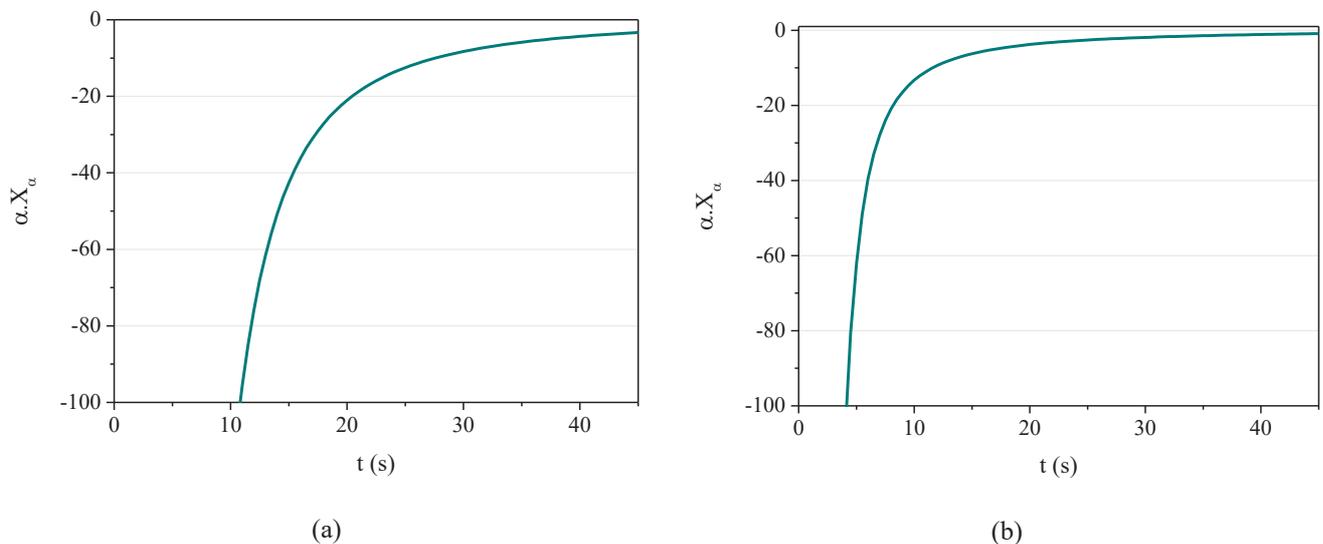
ESTIMATIVA DAS PROPRIEDADES TERMOFÍSICAS COM UMA SUPERFÍCIE DE ACESSO DO AÇO CARBONO ABNT 1045 E DO METAL DURO WC-Co

Apresenta-se neste capítulo os resultados da estimativa da difusividade e da condutividade térmica do aço carbono ABNT 1045 e do WC-Co com uma única superfície de acesso, a partir da inferência Bayesiana Off-line e do MCMC. Uma vez que a técnica esteja bem consolidada emprega-se para a estimativa de propriedades termofísicas efetivas de amostras texturizadas e revestidas.

6.1 Coeficiente de sensibilidade

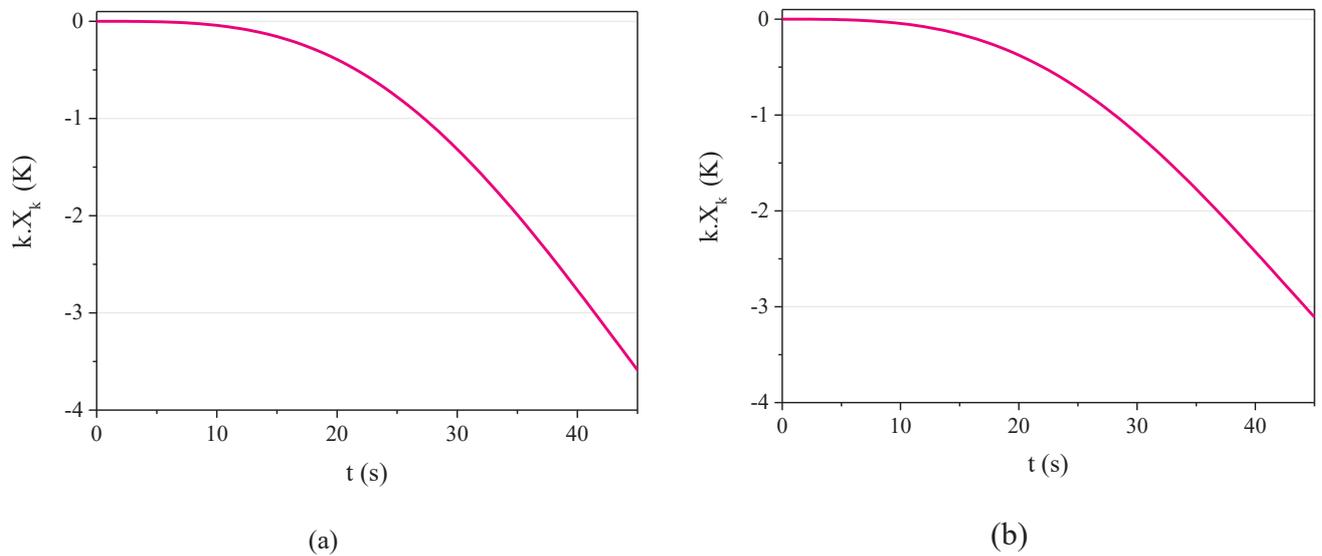
Na Figura 6.1 mostram-se os coeficientes de sensibilidade para a difusividade térmica do (a) aço carbono ABNT 1045 e (b) WC-Co. Na Figura 6.2 mostram-se os coeficientes de sensibilidade para a condutividade térmica do (a) aço carbono ABNT 1045 e (b) WC-Co.

Figura 6.1 – Coeficiente de sensibilidade para a difusividade térmica do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 6.2 – Coeficiente de sensibilidade para a condutividade térmica do (a) ABNT 1045e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

As posições dos termopares para calcular o coeficiente de sensibilidade do aço carbono ABNT 1045 e do WC-Co encontram-se na Tabela 5.3. Observou-se comportamento semelhante para as duas amostras, já que se trata de materiais condutores. Observou-se um coeficiente de sensibilidade muito alto para a difusividade térmica para tempos inferiores a 10 s, devido aos pequenos valores de θ_2 , na ordem de incerteza ($\pm 0,15$ °C), levando a valores elevados, mas instáveis, da razão de temperatura. Portanto, embora o coeficiente de sensibilidade tenha sido maior, desprezou-se as temperaturas para tempos abaixo de 10s durante a estimativa da difusividade térmica.

Em contraste, observou-se que o coeficiente de sensibilidade da condutividade térmica aumenta com o tempo, devido ao aumento da temperatura. Porém, por outros motivos, os primeiros 10 s foram descartados para a estimativa da condutividade térmica, já que os coeficientes de sensibilidade eram muito pequenos. Portanto, utilizou-se o intervalo de tempo de medição superior a 10s para a estimativa da difusividade e da condutividade térmica.

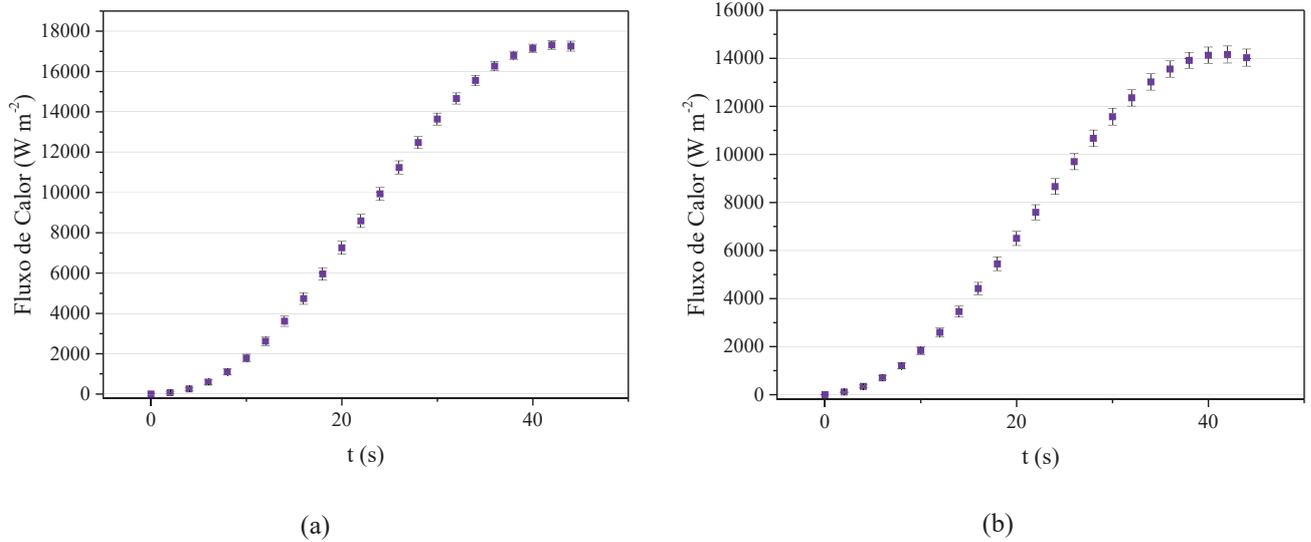
6.2 Medições de Fluxo de calor e de temperatura

A Figura 6.3 mostra a média e seu respectivo desvio padrão de um total de 36 experimentos realizados para as medições do fluxo de calor do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.

Na Figura 6.4 mostra-se a média e seu respectivo desvio padrão do aumento de temperatura do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co. Realizou-se as medições com 95,45% de confiança.

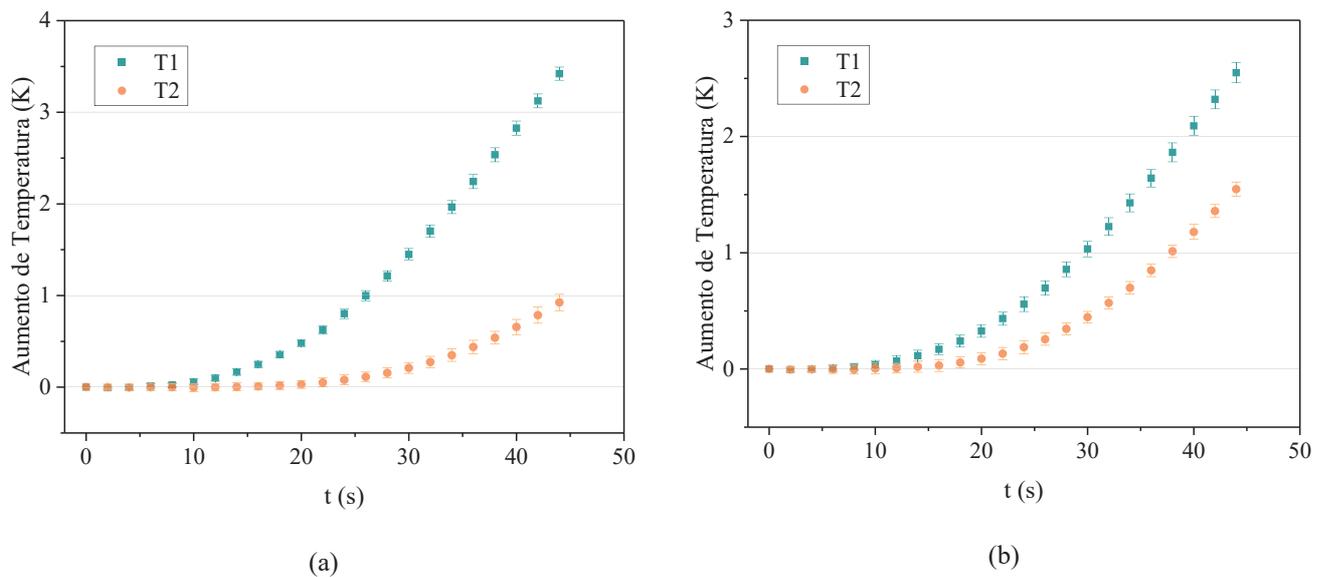
As medições de fluxo de calor mostraram boa repetibilidade porque os desvios percentuais obtidos não excederam 6,3 % durante o experimento, com um nível de confiança de 95,45%. A dispersão nas medições de temperatura também foi pequena, dado que o desvio não excedeu o valor da incerteza de medição dos termopares, em ambos os casos.

Figura 6.3 – Fluxo de calor imposto no (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 6.4 – Aumento da temperatura medida no (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Apresentam-se a seguir os resultados obtidos para a estimativa da difusividade térmica e da condutividade térmica obtida a partir da inferência Bayesiana off-line e via MCMC.

6.3 Inferência Bayesiana Off-line

Inicialmente, realizou-se a estimativa da difusividade e da condutividade térmica utilizando inferência Bayesiana off-line. Utilizou-se a probabilidade *a priori* uniforme, tanto para a difusividade térmica quanto para a condutividade térmica, com um intervalo entre $1e-6$ e $1e-4$ m^2/s , para a difusividade térmica, e de 1 a 200 W/mK para a condutividade térmica.

6.3.1 Estimativa da Difusividade Térmica

Na Tabela 6.1 mostra-se a influência do número de amostras M geradas e do valor de probabilidade de k necessário para o cálculo da razão de temperatura (*k a priori*) na estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045. E na Tabela 6.2 mostra-se a influência do número de amostras geradas e do k *a priori* na estimativa da difusividade térmica do WC-Co.

O número de amostras M geradas mostraram influência desprezível no valor médio estimado da difusividade térmica, a um nível de confiança de 95,45%. Assim, escolheu-se a configuração com $M = 128$ para estimar a difusividade térmica devido ao menor custo computacional. Os resultados também indicam que o valor estimado da difusividade térmica não foi afetado pelo valor de probabilidade de k necessário para o cálculo da razão de temperatura (Eq. 4.16), confirmando a hipótese que a condutividade térmica não apresenta influência na razão de temperaturas.

Tabela 6.1 – Estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.

N ^a de amostras	<i>k a priori</i> (W/mK)	$\alpha \times 10^5 (m^2/s)$
128	0.1	$1,20 \pm 0,063$
128	10	$1,19 \pm 0,059$
128	100	$1,19 \pm 0,058$
256	10	$1,19 \pm 0,059$
512	10	$1,19 \pm 0,056$

Fonte: Autoria Própria.

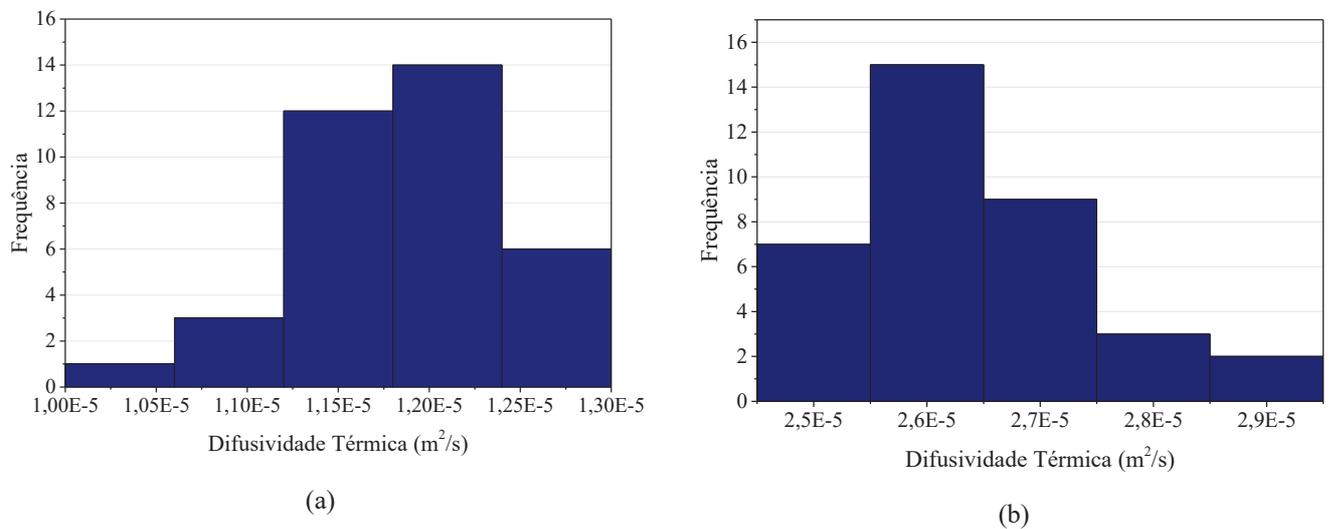
Tabela 6.2 – Estimativa da difusividade térmica do WC-Co, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.

N ^a de amostras	<i>k a priori</i> (W/mK)	$\alpha \times 10^5$ (m ² /s)
128	0.1	2,64 ± 0,11
128	10	2,64 ± 0,11
128	100	2,64 ± 0,11
256	10	2,64 ± 0,10
512	10	2,64 ± 0,10

Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se o histograma obtido para a estimativa da difusividade térmica na Figura 6.5 para (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.

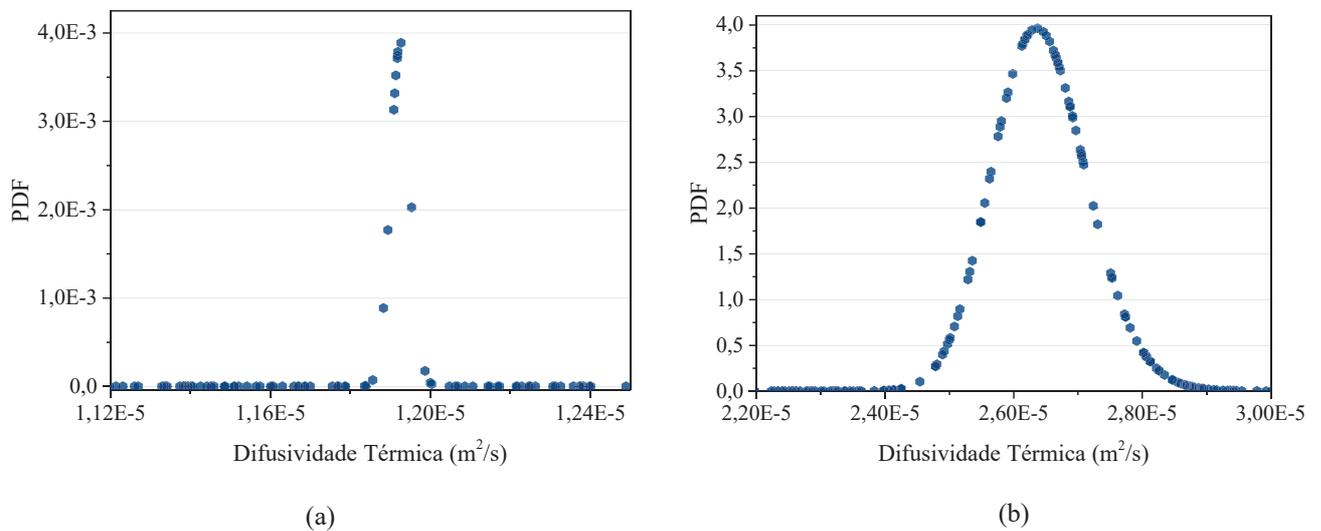
Figura 6.5 – Histograma para a difusividade térmica estimada usando inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se a correspondente função de densidade de probabilidade (PDF) na Figura 6.6 para (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co, para 512 amostras. Reduziu-se o intervalo da difusividade térmica da PDF para melhor visualização do gráfico.

Figura 6.6 – PDF para a difusividade térmica estimada usando inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Os valores médios estimados para a difusividade térmica das amostras ABNT 1045 e WC-Co estão em boa concordância com os valores adquiridos na literatura, conforme apresentado na Tabela 6.3. Para o ABNT 1045, encontrou-se desvios absolutos menores que 9 %. Para o WC-Co, encontrou-se desvios absolutos menores que 7,5 %, considerando composição semelhante, dada a variedade de configurações do metal duro. Essa diferença em relação a literatura pode ser justificada em função das fontes de erros, como apresentado na Figura 5.6. Cita-se aqui, diferenças na composição das amostras analisadas, além de incertezas associadas a posição dos termopares, leitura do transdutor de fluxo e do sensor de temperatura.

Tabela 6.3 – Desvio da difusividade térmica do ABNT 1045 e WC-Co para diferentes referências da literatura.

Material	$\alpha \times 10^5 (\text{m}^2/\text{s})$ - Este trabalho	$\alpha \times 10^5 (\text{m}^2/\text{s})$ - Valor referência literatura	Desvio
ABNT 1045	$1,19 \pm 0,059$	1,28 (TOULOUKIAN et al., 1978)	-7,1 %
		1,30 (AUGSPURGER; BERGS; DOBBELER, 2019)	-8,5 %
WC-Co	$2,64 \pm 0,11$	2,5 (EZQUERRA et al., 2018)	5,6 %
		2,46 (LIU et al., 2021) ¹	7,3%

¹ Valor para 8% de Cobalto.

Fonte: Autoria Própria.

6.3.2 Estimativa da Condutividade Térmica

A partir da estimativa da difusividade térmica realizou-se a estimativa da condutividade térmica. Apresenta-se a influência do número de amostras M geradas e do *k a priori* nas Tabela 6.4 e Tabela 6.5 para as amostras ABNT 1045 e WC-Co, respectivamente.

Tabela 6.4 - Estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.

N ^a de amostras	<i>k a priori</i> (W/mK)	k (W/mK)
128	0.1	49,54 ± 1,09
128	10	49,18 ± 1,11
128	100	49,27 ± 1,06
256	10	49,35 ± 1,08
512	10	49,64 ± 0,78

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 6.5 - Estimativa da condutividade térmica do WC-Co, considerando T1 e T2, para diferentes valores de condutividade térmica.

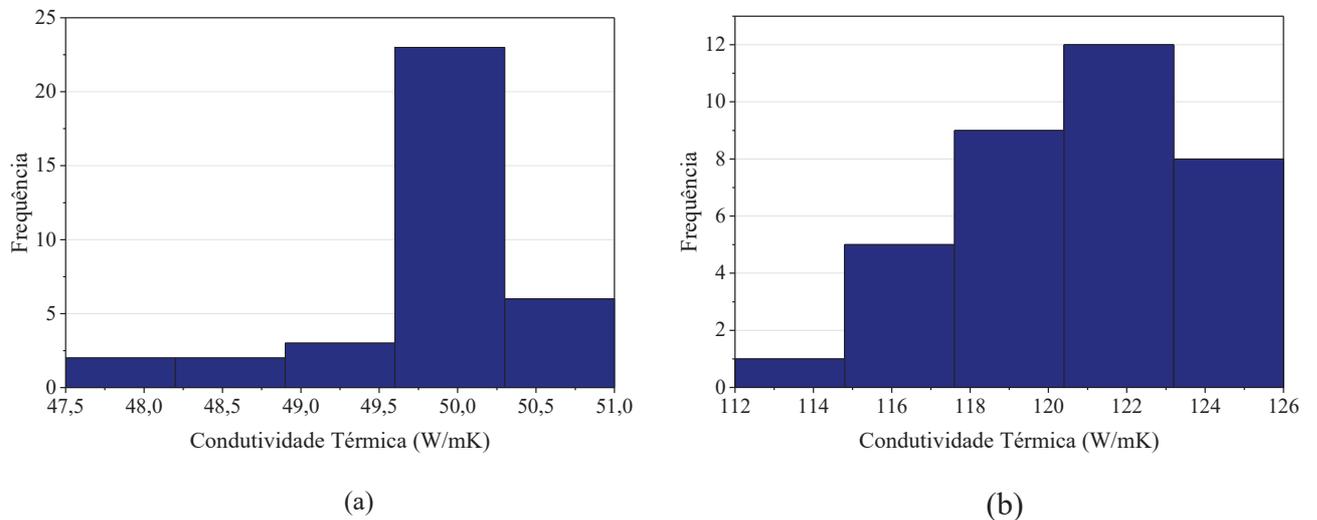
N ^a de amostras	<i>k a priori</i> (W/mK)	k (W/mK)
128	0.1	121,06 ± 3,03
128	10	121,30 ± 3,13
128	100	121,05 ± 3,06
256	10	120,91 ± 3,21
512	10	120,80 ± 3,15

Fonte: Autoria Própria.

Para todas as amostras usando M valores aleatórios mostraram influência desprezível no valor médio estimado da condutividade térmica, tanto para o ABNT 1045 e o WC-Co. Não se observou nenhuma diferença significativa nos diferentes valores de *k a priori*, a um nível de confiança de 95,45%. Assim, de forma análoga aos resultados anteriores, escolheu-se a configuração com $M = 128$ para estimar a condutividade térmica devida ao menor custo computacional.

Apresenta-se o histograma obtido para a estimativa da condutividade térmica na Figura 6.7 para (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.

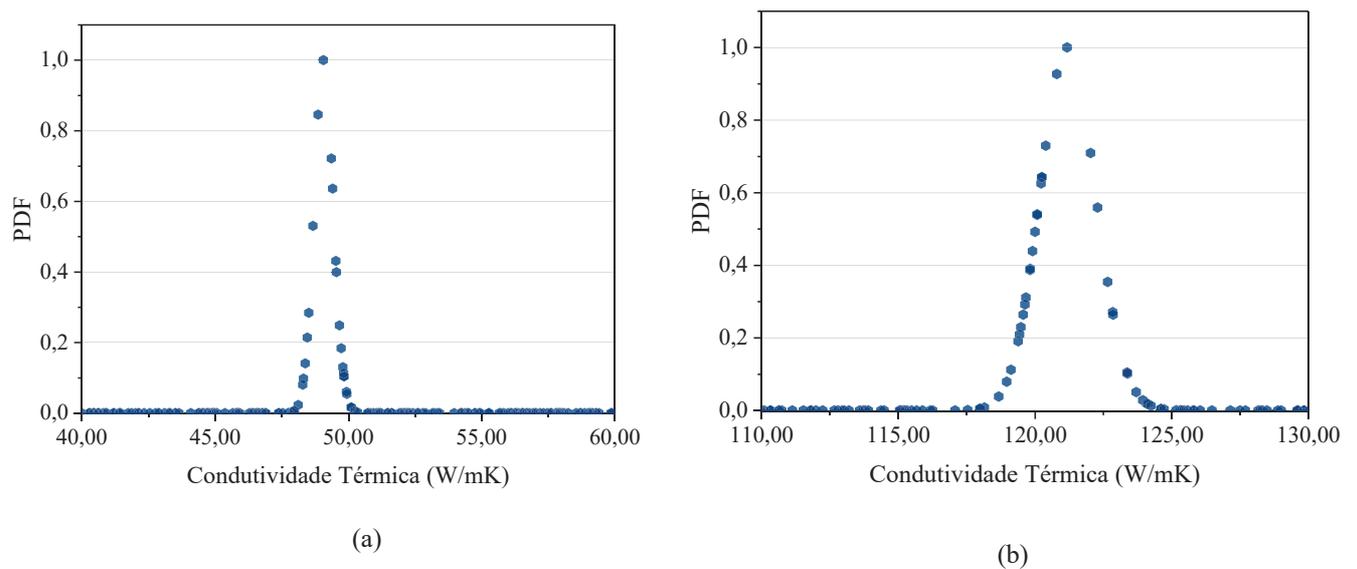
Figura 6.7 – Histograma para a condutividade térmica estimada usando inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se a função de densidade de probabilidade (PDF) para os valores recuperados de condutividade térmica para (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co na Figura 6.8. Reduziu-se o intervalo da condutividade térmica da PDF para melhor visualização do gráfico.

Figura 6.8 – PDF para a condutividade térmica estimada via inferência Bayesiana off-line (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Assim como ocorreu na estimativa da difusividade térmica, os valores médios estimados para a condutividade térmica das amostras ABNT 1045 e WC-Co estão em boa concordância com os valores adquiridos na literatura, conforme apresentado na Tabela 6.6. Encontrou-se desvios absolutos menores que 8,0 % para o ABNT 1045 e de 6,0 % para o WC-Co.

Tabela 6.6 – Desvio da condutividade térmica do ABNT 1045 e WC-Co para diferentes referências da literatura.

Material	k(W/mK) - Este trabalho	k(W/mK) - Valor referência literatura	Desvio
ABNT 1045	49,18 ± 1,11	47,5 (TOULOUKIAN et al., 1973)	3,5 %
		53,4 (AUGSPURGER; BERGS; DOBBELER, 2019)	-7,9 %
		115,0 (VORNBERGER et al., 2020) ¹	5,47 %
WC-Co	121,30 ± 3,13	127,0 (WANG; WEBB; BITLER, 2015) ²	-4,49 %

¹ Aproximação pelas curvas fornecida pelos autores para uma dureza de 1700 HV10 e tamanho de grão de 0,7 µm.

² Valor para 6% de Cobalto.

Fonte: Autoria Própria.

6.4 Algoritmo de Monte Carlo via Cadeias de Markov

Apresenta-se nesta seção os resultados obtidos para a estimativa da difusividade e da condutividade térmica usando o algoritmo de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC). A distribuição *a priori* Gaussiana foi utilizada.

Analisa-se no método MCMC a influência do número M de amostras, da estimativa inicial, das informações *a priori* e do desvio padrão para a geração das cadeias na estimativa das propriedades termofísicas.

Adotou-se o conceito de *burn-in* para excluir a influência das 50 primeiras amostras da cadeia que “lembra” a estimativa inicial e para calcular a média, variância e o MAP.

6.4.1 Estimativa da Difusividade Térmica e da Condutividade Térmica para a amostra de aço carbono ABNT 1045

Na Tabela 6.7 apresenta-se a configuração inicial adotada na estimativa das propriedades termofísicas. Ao analisar a influência de cada um dos parâmetros, varia-se o parâmetro em questão enquanto os demais permanecem constantes.

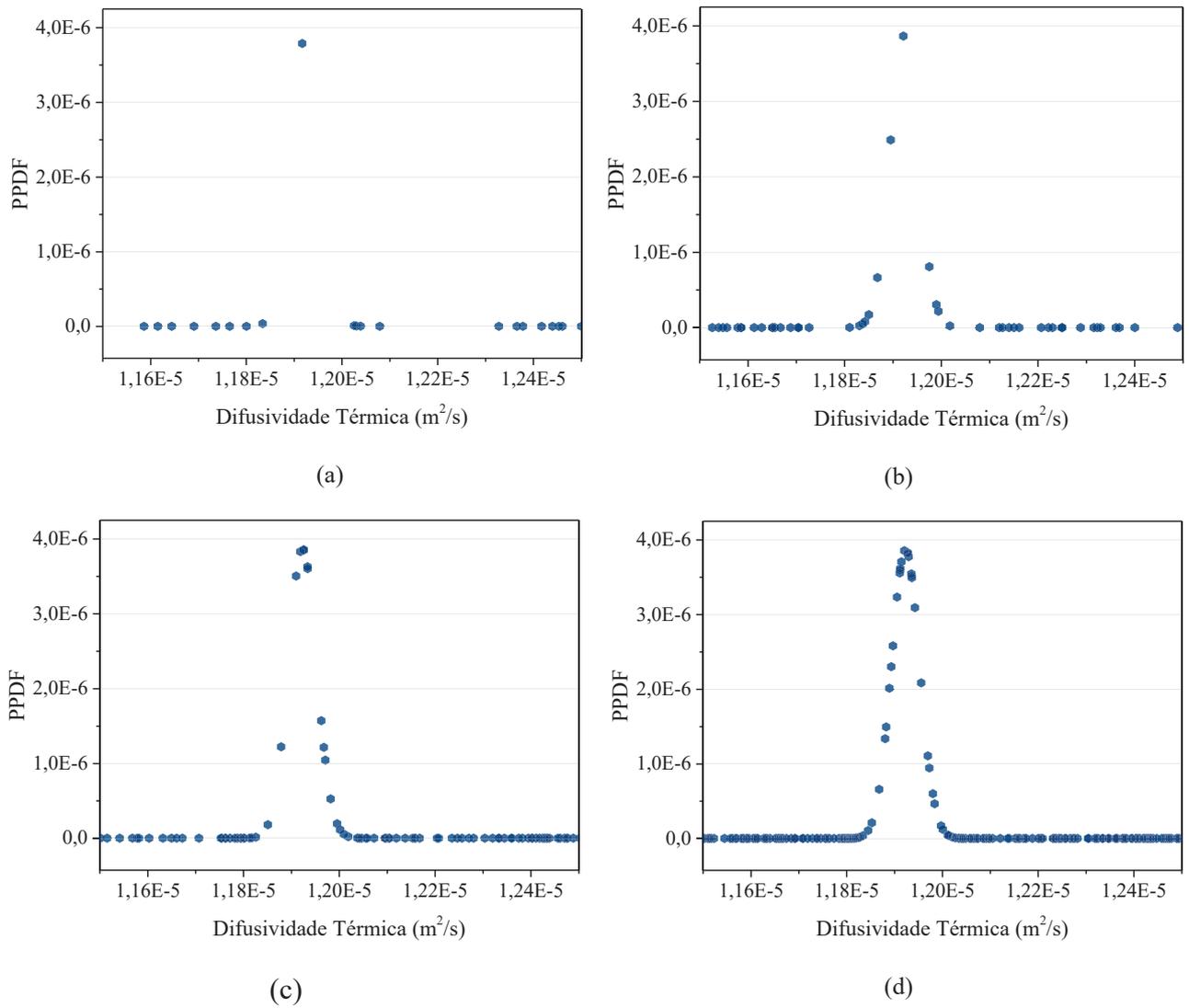
Tabela 6.7 – Configuração Inicial para a estimativa das propriedades termofísicas do aço carbono ABNT 1045.

Parâmetro	Valor de referência
M	128
Estimativa Inicial	$\alpha = 1e-5 \text{ m}^2/\text{s}$ $k = 40 \text{ W/mK}$
Informação <i>a priori</i>	$\alpha = 1e-5 \text{ m}^2/\text{s}$ $k = 40 \text{ W/mK}$
Desvio	$\alpha = 0.2\alpha_{\text{priori}}$ $k = 0.2k_{\text{priori}}$

Fonte: Autoria Própria.

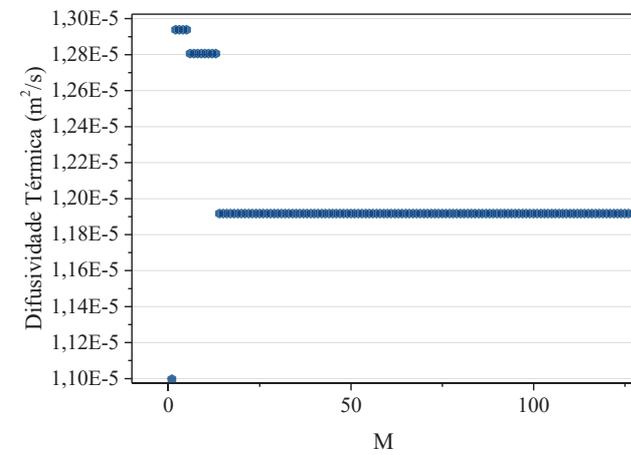
Nas Figuras 6.9 e 6.10 são apresentadas a influência do número M de amostras na PPDF e na convergência da cadeia, respectivamente, na estimativa da difusividade térmica. A influência do número M de amostras na PPDF e na convergência da cadeia, respectivamente, na estimativa da condutividade térmica, para a média dos 36 experimentos realizados são apresentadas nas Figuras 6.11 e 6.12 apresentam. Para os gráficos da PPDF, reduziu-se o intervalo da difusividade e da condutividade térmica para melhor visualização dos mesmos.

Figura 6.9 – Influência do número M de amostras na PPDF para (a) M=128, (b) M=256, (c) M=512 e (d) M=1024, na estimativa da difusividade térmica via MCMC.

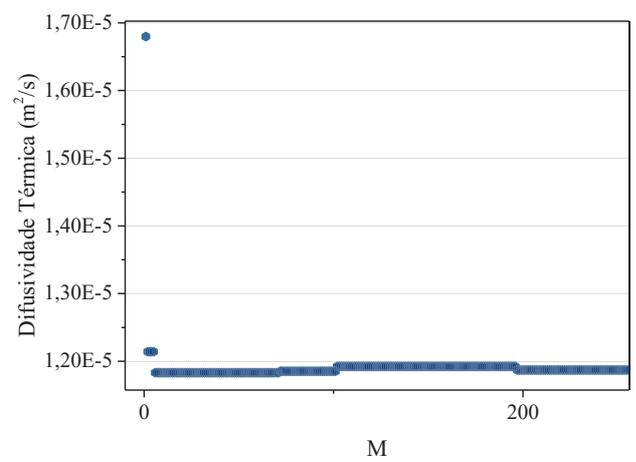


Fonte: Autoria Própria.

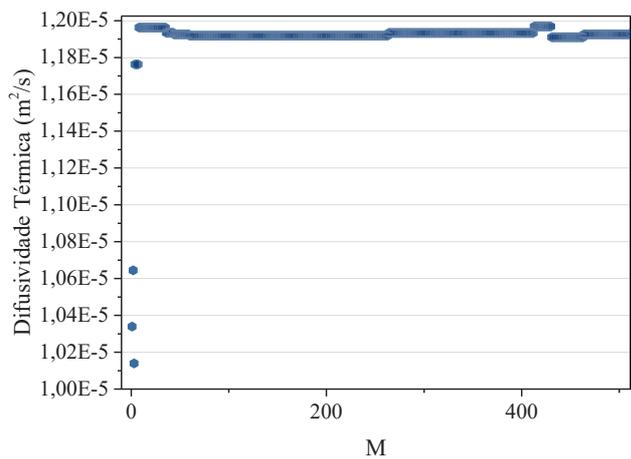
Figura 6.10 - Influência do número M de amostras na convergência da cadeia para (a) M=128, (b) M=256, (c) M=512 e (d) M=1024, na estimativa da difusividade térmica via MCMC.



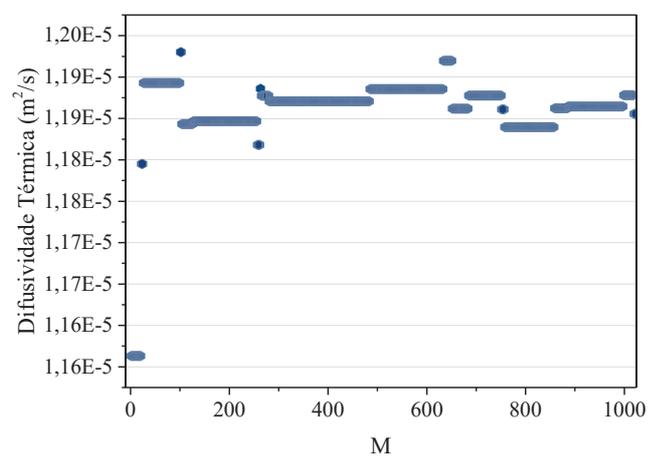
(a)



(b)



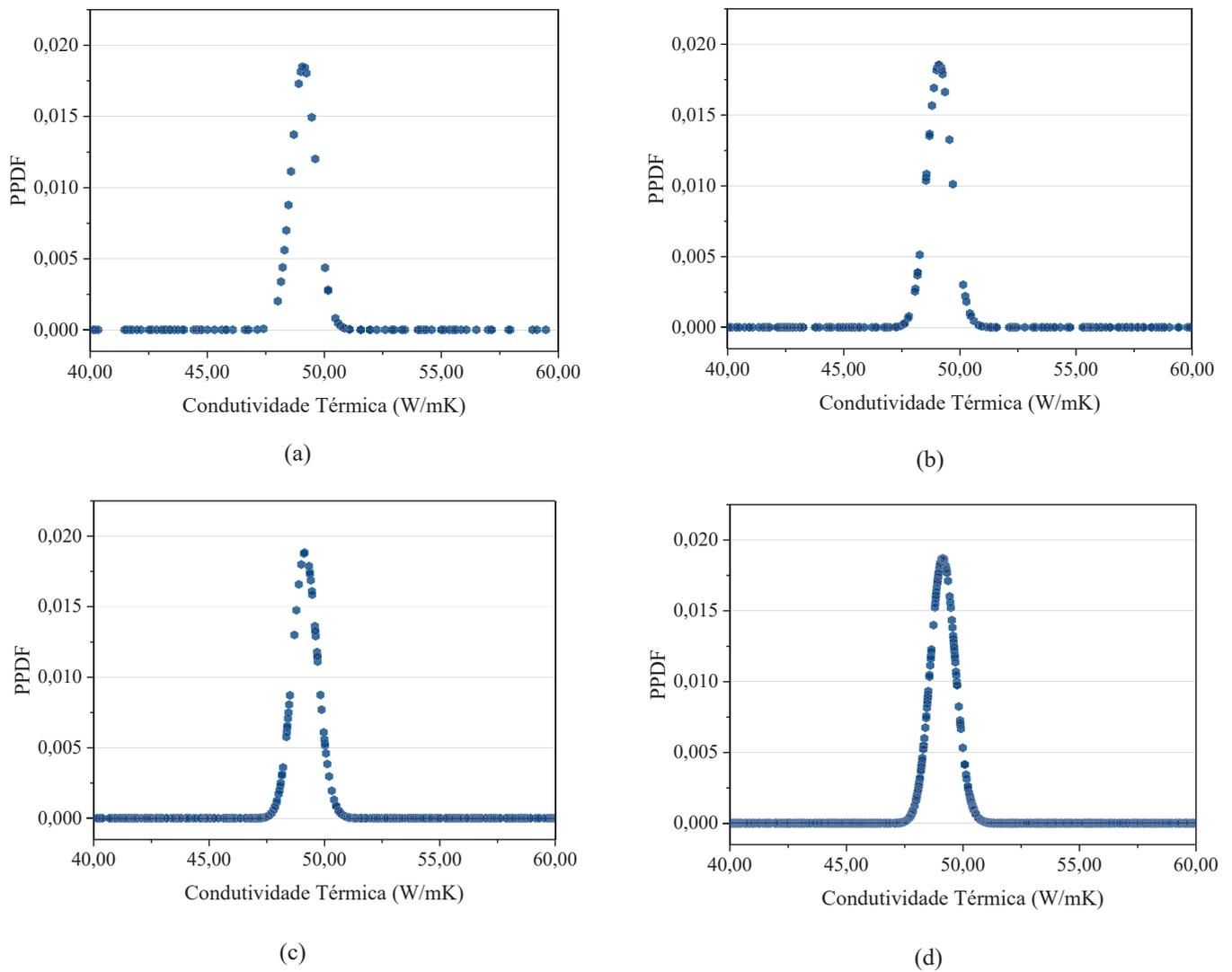
(c)



(d)

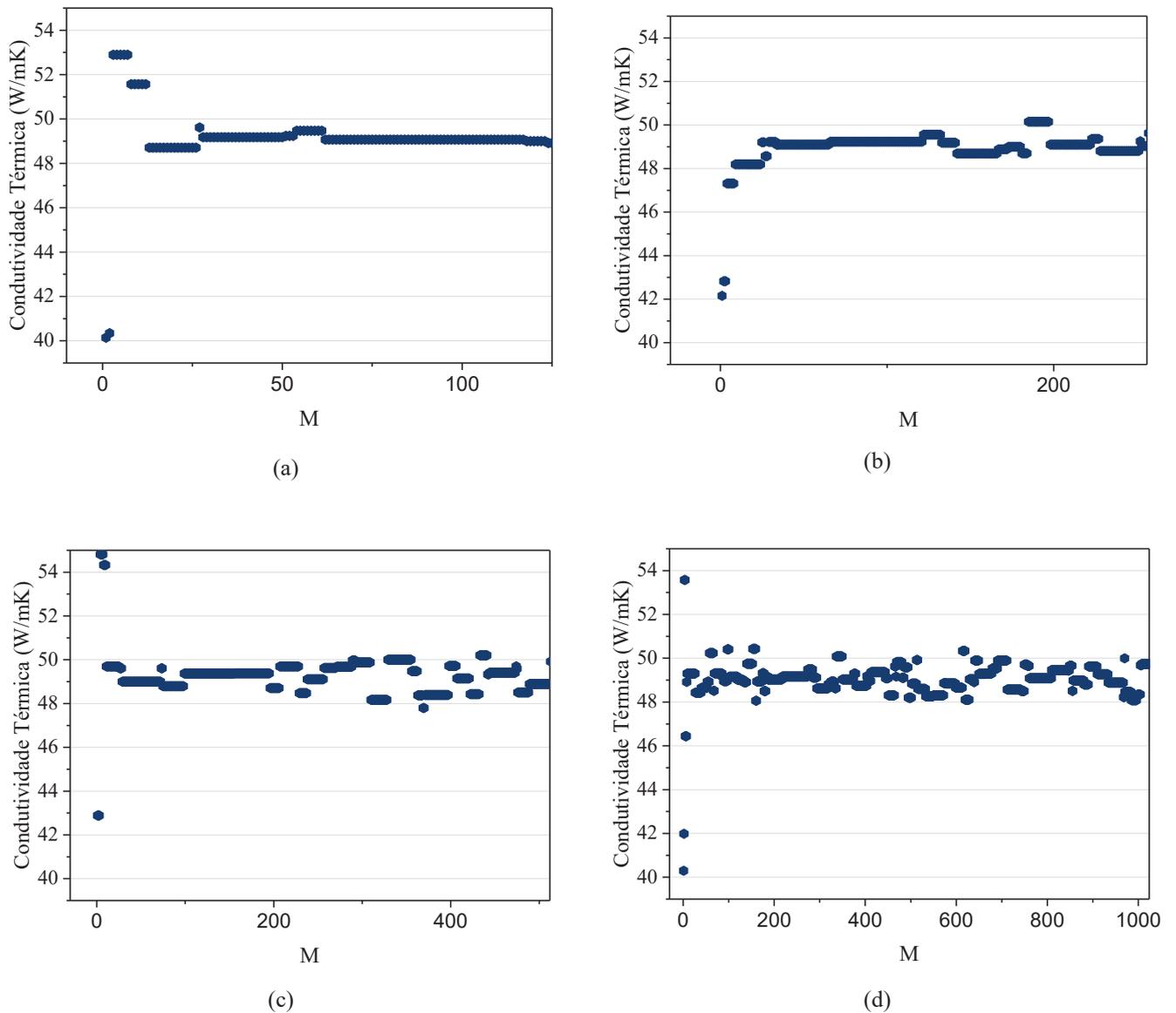
Fonte: Autoria Própria.

Figura 6.11 - Influência do número M de amostras na PPDF para (a) $M=128$, (b) $M=256$, (c) $M=512$ e (d) $M=1024$, na estimativa da condutividade térmica via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 6.12 – Influência do número M de amostras na convergência da cadeia para (a) $M=128$, (b) $M=256$, (c) $M=512$ e (d) $M=1024$, na estimativa da condutividade térmica via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Na Tabela 6.8 apresenta-se a média, a variância e o MAP para os diferentes valores de M avaliados. A partir dos resultados obtidos é possível perceber que a cadeia de Markov converge rapidamente, tanto para a difusividade térmica quanto para a condutividade térmica. Em qualquer condição simulada, resultados obtidos a partir da 30ª iteração apresentam uma diferença inferior a 1% em relação ao valor médio encontrado para a difusividade e condutividade térmica.

Tabela 6.8 – Influência do número M na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Número M da Cadeia de Markov	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP x10 ⁵	σ^2	Média	MAP	σ^2
128	1,19	1,19	4,59e-18	49,09	49,07	0,022
256	1,19	1,19	2,56e-16	49,05	49,10	0,077
512	1,19	1,19	9,9e-17	49,24	49,15	0,237
1024	1,19	1,19	1,19e-16	49,13	49,16	0,145

Fonte: Autoria Própria.

A influência da estimativa inicial na determinação das propriedades termofísicas é apresentada na Tabela 6.9. Foram avaliados valores inferiores e superiores em relação à propriedade estimada. É possível perceber que a estimativa inicial não tem influência significativa na estimativa das propriedades, sendo que em todos os casos apresentados a diferença foi inferior a 0,5%.

Tabela 6.9 – Influência da estimativa inicial na determinação da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Estimativa Inicial	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP	σ^2	Média	MAP	σ^2
$\alpha = 0,5e-5$ m ² /s k= 10 W/mK	1,19	1,19	5,89e-19	49,32	49,04	0,072
$\alpha = 1,0e-5$ m ² /s k= 40 W/mK	1,19	1,19	4,59e-18	49,09	49,07	0,022
$\alpha = 2,0e-5$ m ² /s k= 100 W/mK	1,19	1,19	1,79e-16	49,34	49,19	0,093

Fonte: Autoria Própria.

Na Tabela 6.10 apresenta-se a influência da média dos parâmetros na distribuição *a priori*. A partir dos valores apresentados é possível perceber que a média dos parâmetros na distribuição *a priori* não tem influência significativa na estimativa dos parâmetros, mesmo que o seu valor esteja distante da propriedade a ser estimada. A condutividade térmica se mostrou um pouco mais sensível a influência da média dos parâmetros na distribuição *a priori*, mas inferior a 1,5%, em relação aos valores analisados.

Tabela 6.10 - Influência da média dos parâmetros na distribuição *a priori* na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Média dos parâmetros na distribuição <i>a priori</i>	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP x10 ⁵	σ^2	Média	MAP	σ^2
$\alpha = 0,5e-5$ m ² /s k= 10 W/mK	1,19	1,19	1,95e-16	48,65	48,34	0,165
$\alpha = 1,0e-5$ m ² /s k= 40 W/mK	1,19	1,19	4,59e-18	49,09	49,07	0,022
$\alpha = 2,0e-5$ m ² /s k= 100 W/mK	1,19	1,19	1,87e-16	49,33	49,25	0,082

Fonte: Autoria Própria.

A Influência do desvio padrão na geração da distribuição *a priori* Gaussiana é apresentada na Tabela 6.11. Essa variável também não teve influência significativa na estimativa das propriedades termofísicas. Na estimativa da condutividade térmica a maior diferença encontrada entre os valores estimados foi inferior a 0,5%.

Tabela 6.11 - Influência do desvio padrão na distribuição *a priori* na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Desvio Padrão na distribuição <i>a priori</i>	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP x10 ⁵	σ^2	Média	MAP	σ^2
$\alpha = 0.1\alpha_{priori}$ k= 0.1k _{priori}	1,19	1,19	2,82e-16	49,20	49,19	0,148
$\alpha = 0.2\alpha_{priori}$ k= 0.2k _{priori}	1,19	1,19	4,59e-18	49,09	49,07	0,022
$\alpha = 0.3\alpha_{priori}$ k= 0.3k _{priori}	1,19	1,19	5,02e-17	49,23	49,09	0,078

Fonte: Autoria Própria.

Na Tabela 6.12 mostra-se a influência do método utilizado na estimativa da difusividade e da condutividade térmica do ABNT 1045. Encontrou-se um desvio inferior a 0,2 % na estimativa da condutividade térmica, para a difusividade térmica mesmos resultados foram encontrados, na estimativa da difusividade térmica. Assim, o método adotado não apresenta influência significativa na estimativa das propriedades.

Tabela 6.12 – Desvio da estimativa difusividade e da condutividade térmica para a o ABNT 1045 em relação à inferência Bayesiana off-line.

Propriedade	Estimativa via MCMC	Estimativa sem MCMC	Desvio (%) Inferência Off-line
$\alpha \times 10^5(\text{m}^2/\text{s})$	$1,19 \pm 0,0021$	$1,19 \pm 0,059$	0,0
k (W/mK)	$49,09 \pm 0,15$	$49,18 \pm 1,11$	0,18

Fonte: Autoria Própria.

6.4.2 Estimativa da Difusividade Térmica e da Condutividade Térmica para o WC-Co

A Tabela 6.13 apresenta a configuração inicial adotada na estimativa da difusividade e da condutividade térmica do WC-Co via MCMC. Como aconteceu com o ABNT 1045, ao analisar a influência de cada um dos parâmetros, o parâmetro em questão será variado enquanto os demais permanecem constantes.

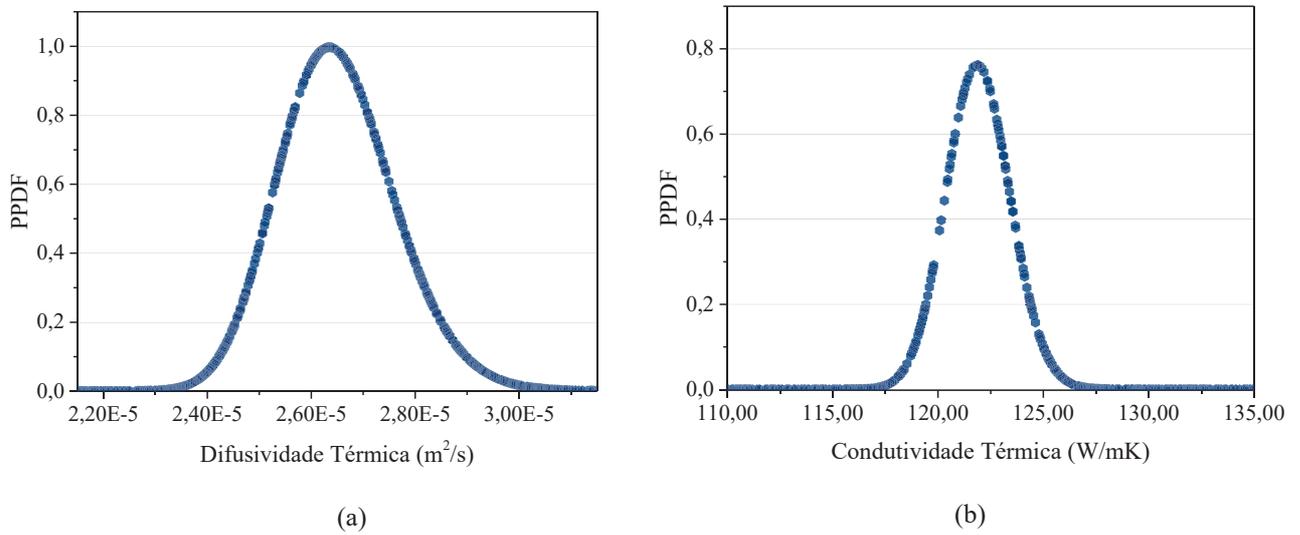
Tabela 6.13 – Configuração Inicial para a estimativa das propriedades termofísicas do WC-Co.

Parâmetro	Valor de referência
M	128
Estimativa Inicial	$\alpha = 0,6\text{e-}5 \text{ m}^2/\text{s}$ $k = 50 \text{ W/mK}$
Informação <i>a priori</i>	$\alpha = 2,7\text{e-}5 \text{ m}^2/\text{s}$ $k = 115 \text{ W/mK}$
Desvio	$\alpha = 0.2\alpha_{\text{priori}}$ $k = 0.2k_{\text{priori}}$

Fonte: Autoria Própria.

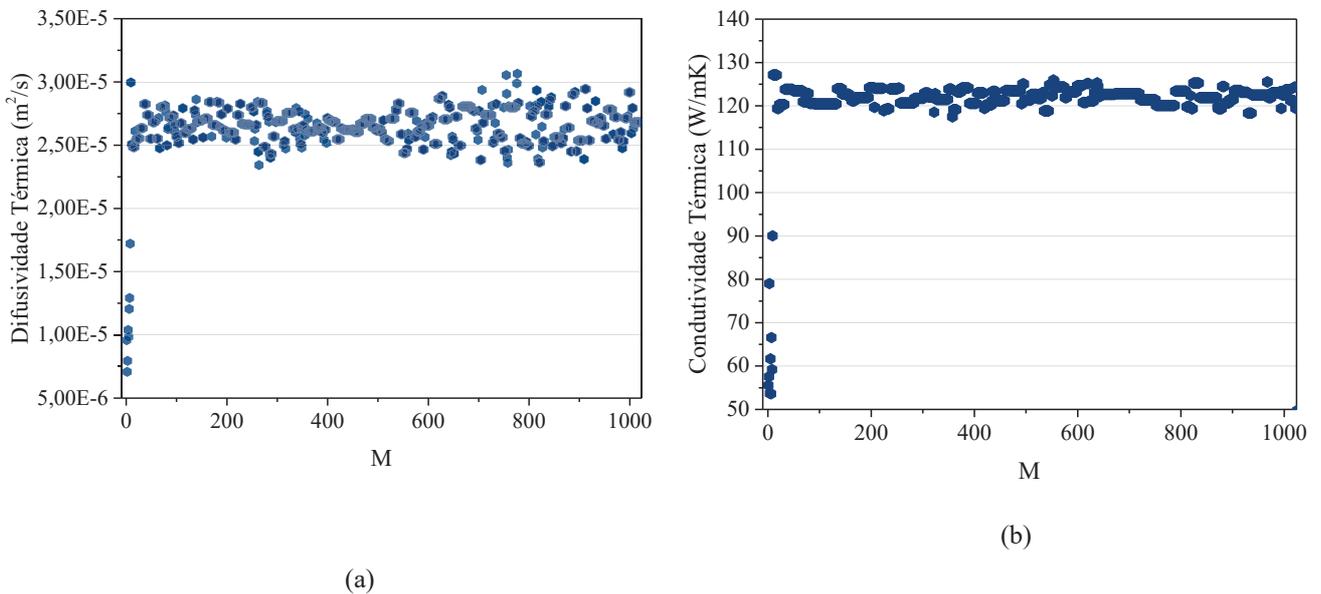
Apresenta-se a correspondente função de densidade de probabilidade *a posteriori* (PPDF) na Figura 6.13 para (a) difusividade térmica e (b) condutividade térmica, para 1024 amostras. E, na Figura 6.14 apresenta-se a convergência da cadeia para 1024 amostras, na estimativa da (a) difusividade térmica e (b) condutividade térmica, para a média dos 36 experimentos realizados.

Figura 6.13 – PPDF para a estimativa da (a) difusividade térmica e (b) condutividade térmica, via MCMC, para 1024 amostras.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 6.14 – Convergência da cadeia para a estimativa da (a) difusividade térmica e (b) condutividade térmica, via MCMC, para 1024 amostras.



Fonte: Autoria Própria.

Na Tabela 6.14 apresenta-se a influência de diferentes valores da amostra M avaliados. Ao comparar os valores encontrados para 128 e para 1024 amostras, é possível perceber que a diferença é inferior a 1,2 % para a difusividade térmica, e 2,5 % para a condutividade térmica. Indicando que a cadeia de Markov converge rapidamente, no caso analisado.

Tabela 6.14 – Influência do número M na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Número M da Cadeia de Markov	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP x10 ⁵	σ^2	Média	MAP	σ^2
128	2,62	2,63	8,15e-13	119,09	120,2	0,14
256	2,66	2,64	1,27e-12	122,67	122,6	0,79
512	2,65	2,63	4,51e-13	121,66	121,7	1,40
1024	2,65	2,63	6,78e-13	122,08	121,9	1,34

Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se a influência da estimativa inicial na determinação dos parâmetros na Tabela 6.15. Avaliou-se valores inferiores e superiores em relação à propriedade estimada. Não necessariamente um valor inicial próximo ao esperado da propriedade irá garantir uma melhor estimativa do parâmetro em análise. É possível perceber que a estimativa inicial não tem influência significativa na estimativa das propriedades, para a difusividade térmica uma diferença inferior a 1,6 % foi encontrada entre os casos analisados, para a condutividade térmica esse valor foi de 3,0 %.

Tabela 6.15 – Influência da estimativa inicial na determinação da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Estimativa Inicial	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP	σ^2	Média	MAP	σ^2
$\alpha = 0,6e-5$ m ² /s k= 50 W/mK	2,62	2,63	8,15e-13	119,09	120,2	0,14
$\alpha = 2,0e-5$ m ² /s k= 100 W/mK	2,66	2,64	6,27e-13	122,69	122,4	0,19
$\alpha = 3,5e-5$ m ² /s k= 150 W/mK	2,64	2,64	5,4e-13	121,5	121,24	0,0057

Fonte: Autoria Própria.

Na Tabela 6.16 apresenta-se a influência da média dos parâmetros na distribuição a priori. A partir dos valores apresentados é possível perceber que a média dos parâmetros na distribuição *a priori* não tem influência significativa na estimativa da difusividade térmica, encontrou-se uma diferença inferior a 1,6 % entre os casos analisados. A condutividade térmica

se mostrou um pouco mais sensível a influência da média dos parâmetros na distribuição *a priori*, mas inferior a 3,0 %, em relação aos valores analisados.

Tabela 6.16 - Influência da média dos parâmetros na distribuição *a priori* na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Média dos parâmetros na distribuição <i>a priori</i>	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP x10 ⁵	σ^2 x10 ⁵	Média	MAP	σ^2
$\alpha = 1e-5$ m ² /s k= 50 W/mK	2,66	2,63	4,0e-13	122,07	123,0	0,11
$\alpha = 2,7e-5$ m ² /s k= 115 W/mK	2,62	2,63	8,15e-13	119,09	120,2	0,14
$\alpha = 3,5e-5$ m ² /s k= 150 W/mK	2,65	2,64	1,18e-12	121,55	121,9	0,24

Fonte: Autoria Própria.

A Influência do desvio padrão na geração da distribuição *a priori* Gaussiana é apresentada na Tabela 6.17. Assim como nos casos anteriores essa variável também não teve influência significativa na estimativa das propriedades termofísicas. Na estimativa da condutividade térmica a maior diferença encontrada entre os valores estimados foi inferior a 1,0 %, assim como para a difusividade térmica.

Tabela 6.17 - Influência do desvio padrão na distribuição *a priori* na estimativa da difusividade e condutividade térmica via MCMC.

Desvio Padrão na distribuição <i>a priori</i>	α (m ² /s)			k (W/mK)		
	Média x10 ⁵	MAP x10 ⁵	σ^2 x10 ⁵	Média	MAP	σ^2
$\alpha = 0.1\alpha_{priori}$ k= 0.1k _{priori}	2,62	2,64	3,91e-13	119,77	120,0	0,90
$\alpha = 0.2\alpha_{priori}$ k= 0.2k _{priori}	2,62	2,63	8,15e-13	119,09	120,2	0,14
$\alpha = 0.3\alpha_{priori}$ k= 0.3k _{priori}	2,60	2,64	8,69e-14	118,72	118,9	0,35

Fonte: Autoria Própria.

Na Tabela 6.18 mostra-se a influência do método utilizado na estimativa da difusividade e da condutividade térmica do WC-Co. Encontrou-se um desvio inferior a 1,0 % na estimativa da difusividade térmica, considerando os valores estimados para 128 amostras, para a condutividade térmica o desvio foi inferior a 2,0%. Assim, o método adotado não apresenta influência significativa na estimativa das propriedades.

Tabela 6.18 – Desvio da estimativa da difusividade e da condutividade térmica do WC-Co em relação a inferência Bayesiana off-line.

Propriedade	Estimativa via MCMC	Estimativa sem MCMC	Desvio (%) Inferência Off-line
$\alpha \times 10^5 (\text{m}^2/\text{s})$	$2,62 \pm 0,09$	$2,64 \pm 0,11$	0,76
k (W/mK)	$119,09 \pm 0,37$	$121,30 \pm 3,13$	1,82

Fonte: Autoria Própria.

A partir dos valores obtidos da estimativa via MCMC realizou-se uma análise de incerteza. Na Tabela 6.19 apresentam-se os valores da incerteza combinada e incerteza expandida para a estimativa da difusividade térmica e condutividade térmica do ABNT 1045 e WC-Co. Em todos os casos, a incerteza expandida foi menor do que 8 %, com um nível de confiança de 95,45%, o que reflete a baixa dispersão e alta precisão de ambas as propriedades térmicas estimadas neste estudo.

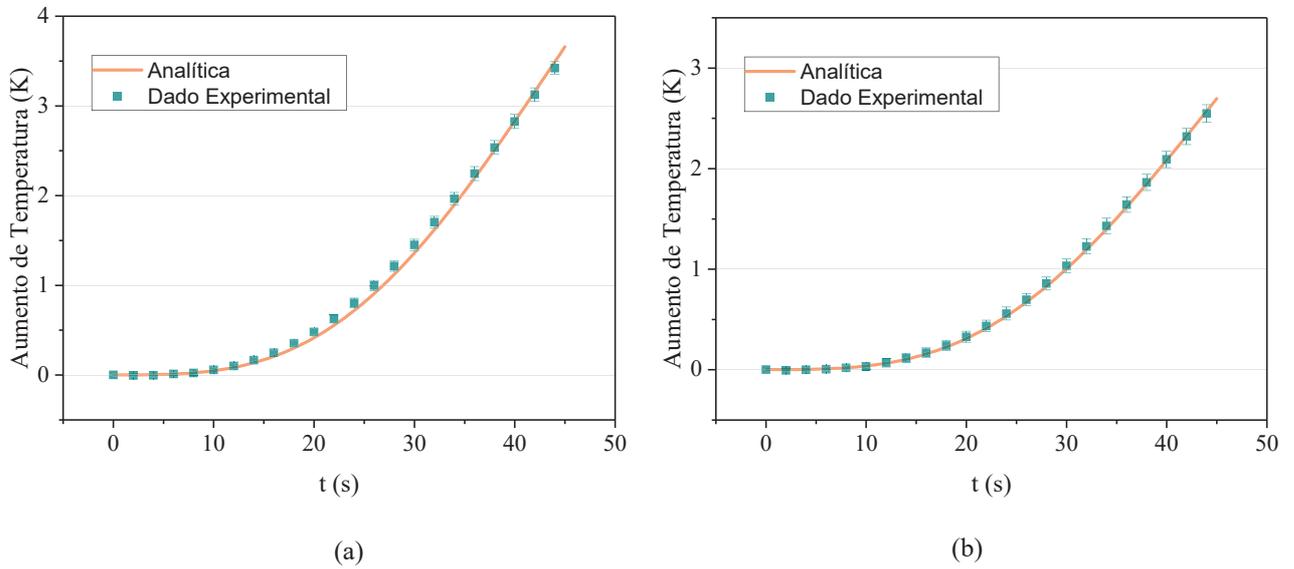
Tabela 6.19 – Incerteza combinada e expandida na estimativa das propriedades termofísicas.

Material	$u_{\bar{\alpha}}$	$u_{\bar{k}}$	u_{P_1}	u_{P_2}	u_{θ_1}	u_{θ_2}	u_{FC}	u_{TFC}	u_{SAD}	u_{RTC}	U_{α}	U_k
ABNT 1045	0,001	0,05	0,03	0,03	0,26	0,9	2,3	0,48	0,25	1,73	5,10	5,86
WC-Co	0,03	0,13	0,14	0,14	0,44	1,72	2,44	1,5	0,25	2,2	6,77	7,25

Comparou-se as temperaturas teóricas e experimentais depois que se estimou todas as propriedades térmicas. Na Figura 6.15 mostra-se essa comparação, para o (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co, usando os valores estimados da difusividade e da condutividade térmica para calcular os valores de temperatura e comparar com os respectivos valores de temperatura experimentais, para o termopar 1.

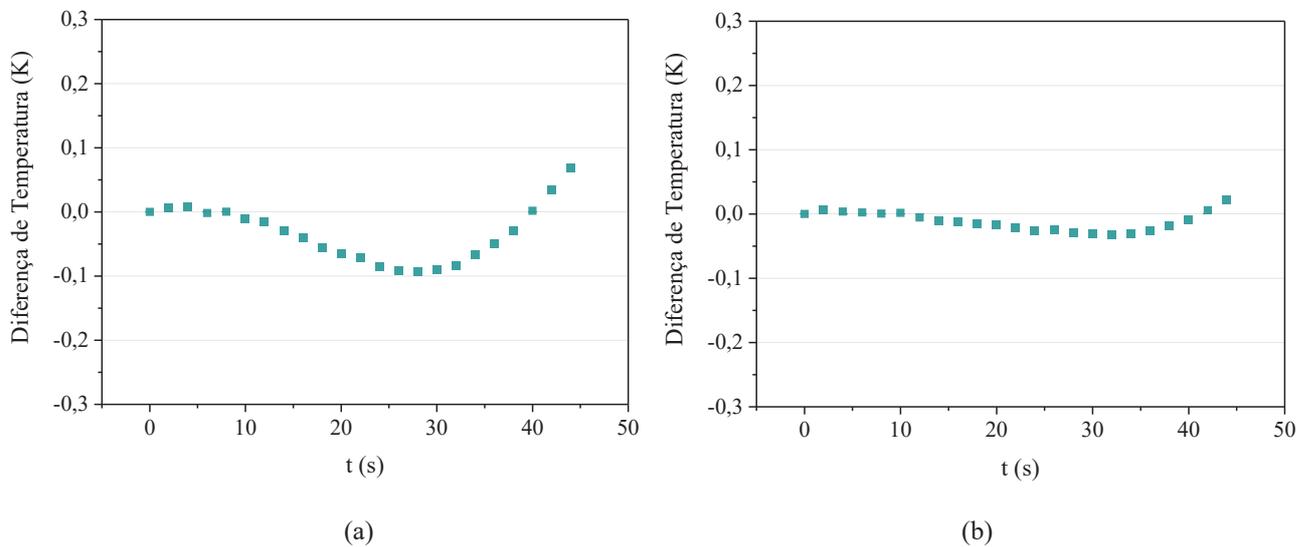
Na Figura 6.16 mostram-se os desvios nos valores experimentais e calculados de temperatura do termopar 1, para o (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co. Os desvios, para ambas as amostras, estão na ordem da incerteza de medição, que é 0,15 °C.

Figura 6.15 – Comparação entre a temperatura calculada usando os valores estimados de α e k com a temperatura experimental do termopar 1 do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 6.16 – Diferença nos valores estimados e calculados de temperatura usando os valores estimados de α e k com a temperatura experimental do termopar 1 do (a) ABNT 1045 e (b) WC-Co.



Fonte: Autoria Própria.

CAPÍTULO VII

ESTIMATIVA DAS PROPRIEDADES TERMOFÍSICAS EFETIVAS DO ABNT 1045 TEXTURIZADO

A partir da técnica desenvolvida no capítulo anterior aplica-se para a estimativa de propriedades termofísicas efetivas do ABNT 1045 texturizado.

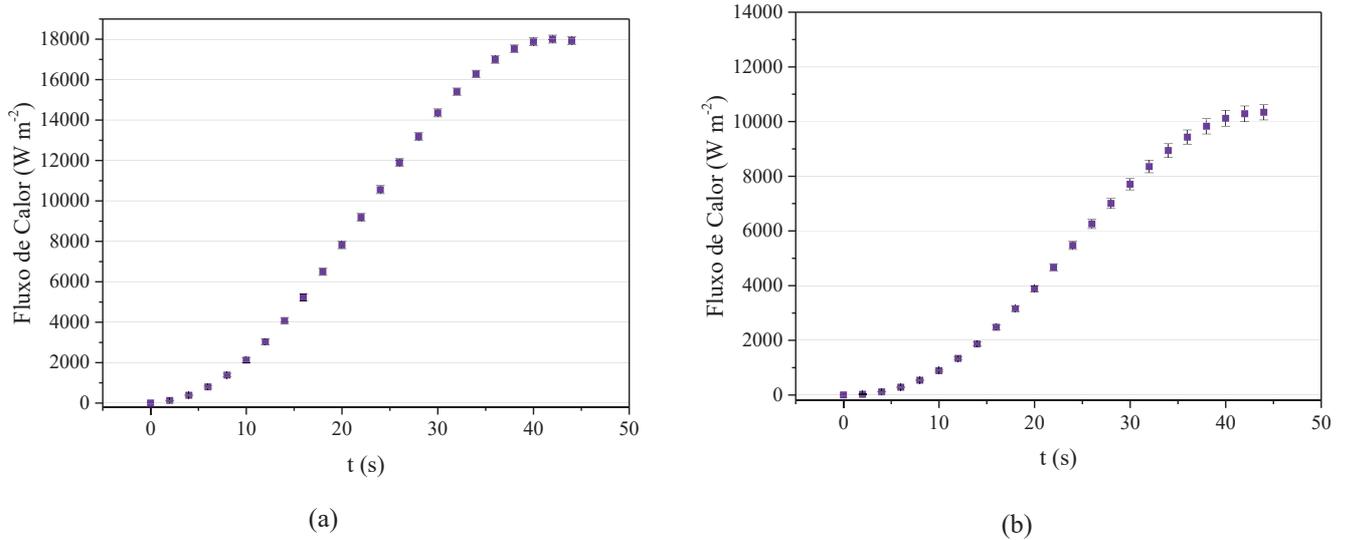
7.1 Medições de Fluxo de calor e de temperatura

Estima-se as propriedades termofísicas do corpo de prova texturizado a partir das medições de temperatura e fluxo de calor na face sem textura - FST e na face com textura - FCT.

Na Figura 7.1 mostra-se a média e seu respectivo desvio padrão de um total de 36 experimentos realizados para as medições do fluxo de calor, a partir das medições na (a) FST e (b) FCT. Na Figura 7.2 mostra-se a média e seu respectivo desvio padrão do aumento de temperatura a partir das medições na (a) FST e (b) FCT. Realizou-se as medições com 95,45% de confiança.

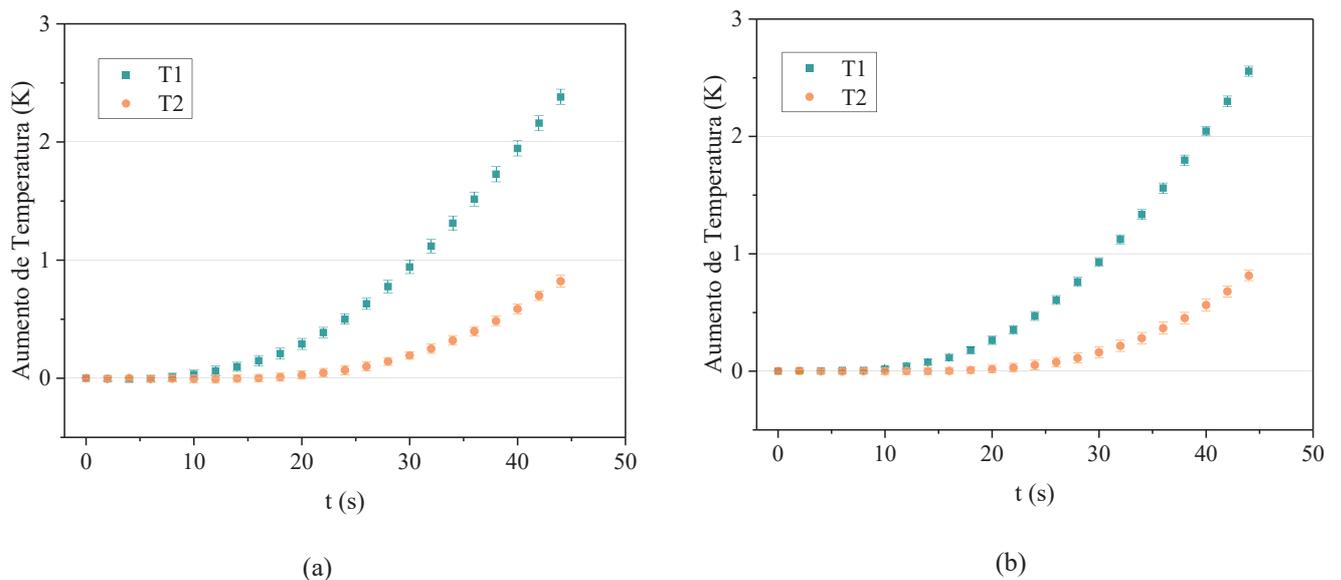
As medições de fluxo de calor mostraram boa repetibilidade porque os desvios percentuais obtidos não excederam 5,7% durante o experimento, com um nível de confiança de 95,45%, em ambos os casos. A dispersão nas medições de temperatura também foi pequena, dado que o desvio não excedeu o valor da incerteza de medição dos termopares, em ambos os casos.

Figura 7.1 – Fluxo de calor imposto na (a) face sem textura e (b) face com textura.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 7.2 – Aumento da temperatura medida na (a) face sem textura e (b) face com textura.



Fonte: Autoria Própria.

7.2 Estimativa da Difusividade Térmica Efetiva

Na Tabela 7.1 mostra-se a influência do número de amostras geradas na estimativa da difusividade térmica efetiva do ABNT 1045 texturizada, a partir das medições de temperatura e fluxo de calor na face sem textura, por meio da inferência Bayesiana offline e via MCMC. A estimativa da difusividade térmica efetiva realizada a partir das medições na face com textura é apresentada na Tabela 7.2.

Tabela 7.1 – Estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, considerando T1 e T2.

Método Adotado	N ^a de amostras	α (m ² /s)		
		Face sem textura		
		Média x 10 ⁵	MAP x 10 ⁵	σ^2
Inferência	128	1,19	1,19	7,29e-13
Bayesiana Off-line	256	1,19	1,19	3,80e-13
(sem MCMC)	512	1,19	1,19	3,60e-13
Estimativa via MCMC	128	1,20	1,19	1,02e-15
	256	1,20	1,19	5,11e-15
	512	1,19	1,19	1,36e-14

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 7.2 – Estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, considerando T1 e T2.

Método Adotado	N ^a de amostras	α (m ² /s)		
		Face com textura		
		Média x 10 ⁵	MAP x 10 ⁵	σ^2
Inferência	128	1,22	1,22	3,0e-13
Bayesiana Off-line	256	1,22	1,22	1,7e-13
(sem MCMC)	512	1,22	1,22	1,7e-13
Estimativa via MCMC	128	1,22	1,22	3,02e-16
	256	1,22	1,22	2,95e-15
	512	1,22	1,22	7,54e-15

Fonte: Autoria Própria.

A função de densidade de probabilidade *a posteriori* (PPDF) é apresentada na Figura 7.3 para as medições de temperatura e fluxo de calor na face sem textura, para o caso (a) sem MCMC e (b) com MCMC, para 512 amostras. Para as medições de temperatura e fluxo de calor na face com textura, a PPDF é apresentada na Figura 7.4.

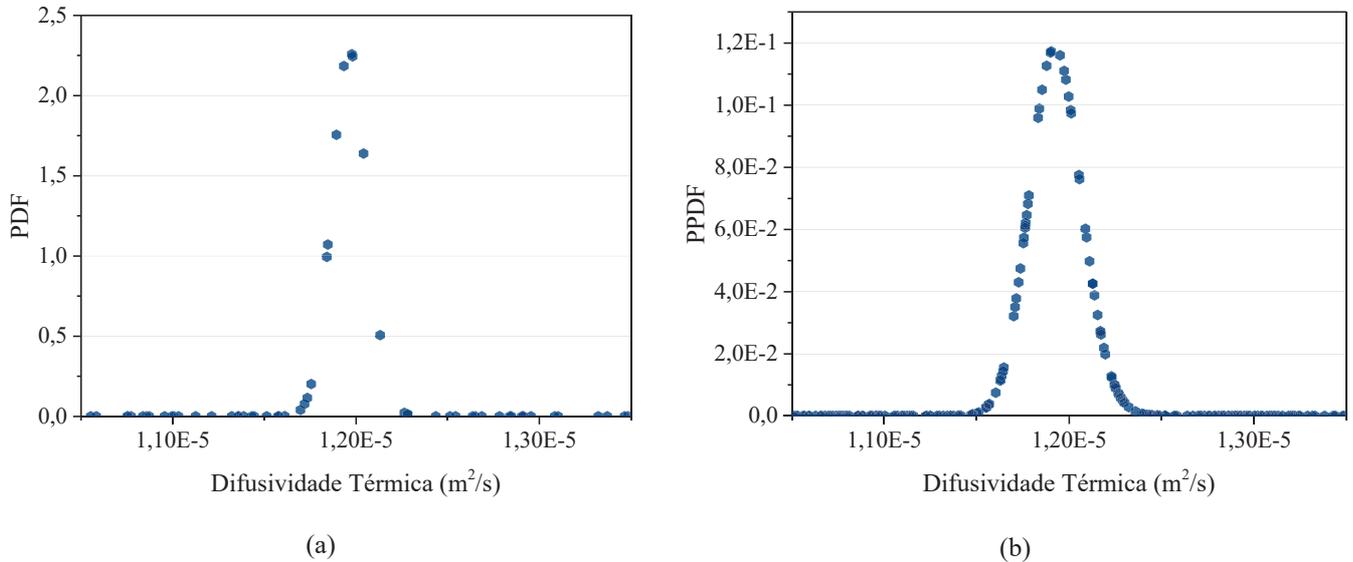
O método adotado não teve uma influência significativa na estimativa da difusividade térmica, com uma diferença inferior a 1 %. Porém, ao analisar os gráficos das PPDF para os

diferentes métodos adotados percebe-se que ao usar o método MCMC mais valores próximos ao valor médio encontrado são testados, o que implica numa estimativa com um menor desvio padrão, como apresentado nas Tabelas 7.1 e 7.2.

Em relação ao número de amostras, 128 amostras são suficientes para realizar a estimativa da difusividade térmica efetiva, uma vez que não há influência significativa na estimativa da propriedade para amostras maiores.

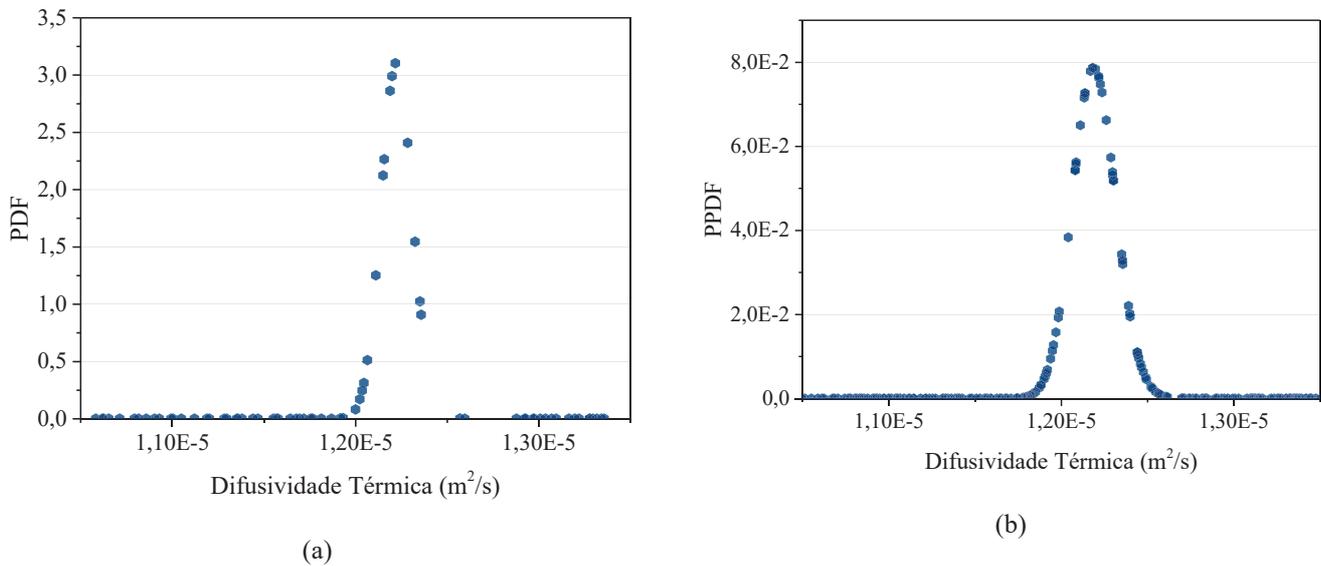
No que se diz a respeito a face das medições das temperaturas e do fluxo de calor encontrou-se uma diferença inferior a 2,5 %, considerando o valor médio encontrado, em relação as medições de temperatura e fluxo de calor realizadas nas faces sem e com textura.

Figura 7.3 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 7.4 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se a influência do efeito da texturização, se comparado com o corpo de prova sem textura, na estimativa da difusividade térmica efetiva na Tabela 7.3. Encontrou-se uma influência de 2,45 %, em relação ao valor médio, a partir das medições realizadas na face com textura. E encontrou-se uma influência inferior a 1 %, em relação ao valor médio, a partir das medições realizadas na face sem textura.

Tabela 7.3 – Efeito da texturização na estimativa da difusividade térmica efetiva (valor referência $1,19\text{e-}5 \text{ m}^2/\text{s}$).

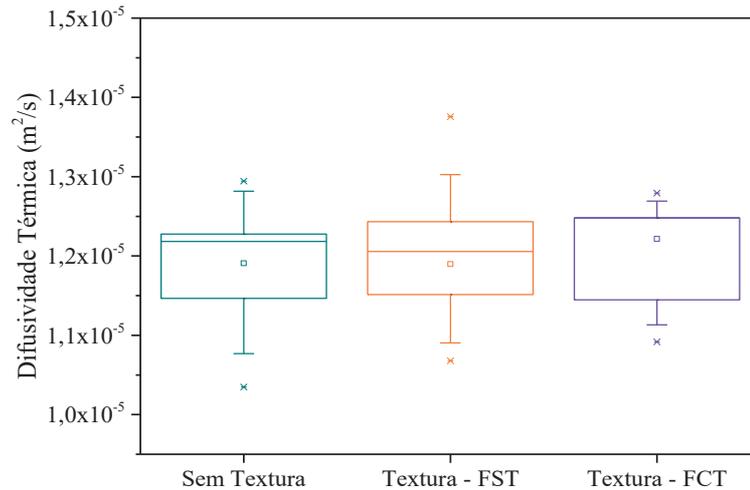
Face analisada	Método Adotado	Desvio (%)
Face sem textura	Sem MCMC	0,0
	Com MCMC	0,83
Face com textura	Sem MCMC	2,45
	Com MCMC	2,45

Fonte: Autoria Própria.

Na Figura 7.5 mostra-se um gráfico Box plot, a partir das estimativas da difusividade térmica do ABNT 1045 sem textura, texturizado a partir das medições na face sem textura - FST e texturizado a partir das medições na face com textura - FCT. A partir do teste t , pode-se afirmar que a um nível de confiança de 95,45 % não há diferença estatística para o caso sem textura e com textura na FST, com intervalo de confiança de $(-2,58\text{e-}7; 2,77\text{e-}7)$. Para o caso

sem textura e com textura na FCT a um nível de confiança de 95,45 % pode-se afirmar que há diferença estatística, intervalo de confiança de $(-5,68e-7;-4,38e-8)$. Para um nível de confiança de 99 % pode-se afirmar que não há diferença estatística, intervalo de confiança de $(-6,58e-7;4,59e-8)$.

Figura 7.5 – BoxPlot – Efeito da texturização na difusividade térmica efetiva.



Fonte: Autoria Própria.

7.3 Estimativa da Condutividade Térmica Efetiva

Na Tabela 7.4 mostra-se a influência do número de amostras na estimativa da condutividade térmica efetiva da amostra de aço carbono ABNT 1045 texturizada, a partir das medições de temperatura e fluxo de calor na face sem textura, por meio da inferência Bayesiana offline e do método MCMC. Apresenta-se a estimativa da condutividade térmica efetiva realizada a partir das medições na face com textura na Tabela 7.5.

Apresenta-se a função de densidade de probabilidade *a posteriori* (PPDF) na estimativa da condutividade térmica na Figura 7.6 para as medições de temperatura e fluxo de calor na face sem textura, para o caso (a) sem MCMC e (b) com MCMC, para 512 amostras. Para as medições de temperatura e fluxo de calor na face com textura apresenta-se a PPDF na Figura 7.7.

Tabela 7.4 – Estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, considerando T1 e T2.

Método Adotado	N ^a de amostras	k(W/mK)		
		Face sem textura		
		Média	MAP	σ^2
Inferência	128	56,52	56,52	2,79
Bayesiana Off-line (sem MCMC)	256	56,45	56,45	2,95
	512	56,48	56,48	2,92
Estimativa via MCMC	128	56,36	56,45	1,91
	256	56,98	56,30	1,18
	512	56,10	56,05	1,57

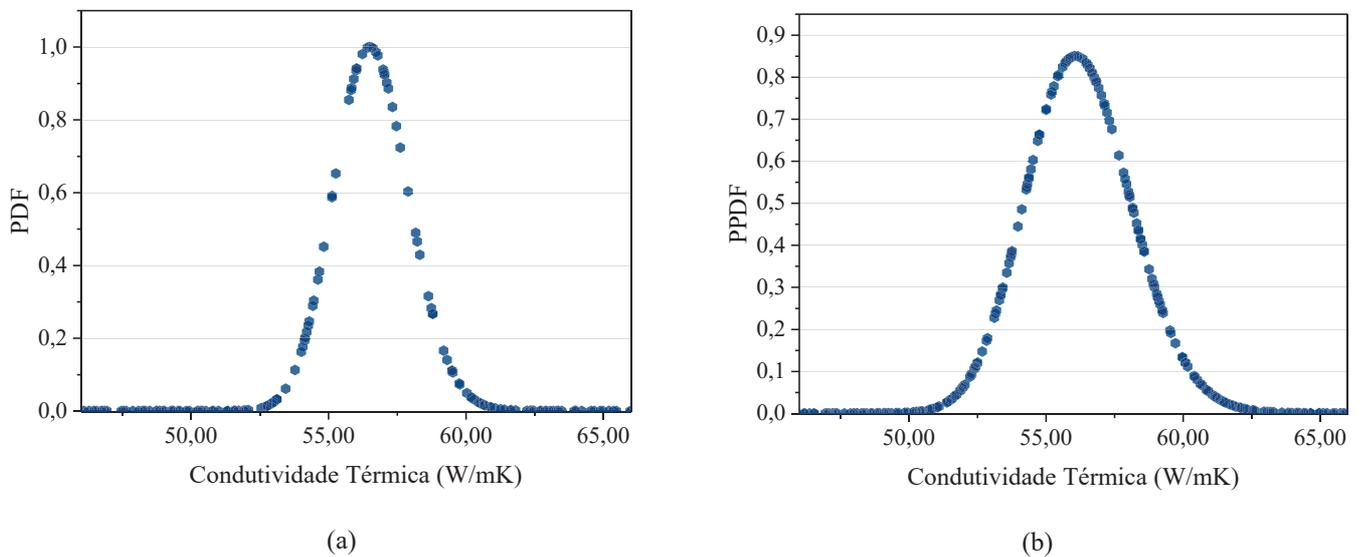
Fonte: Autoria Própria.

Tabela 7.5 – Estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, considerando T1 e T2.

Método Adotado	N ^a de amostras	k(W/mK)		
		Face com textura		
		Média	MAP	σ^2
Inferência	128	37,12	37,12	2,14
Bayesiana Off-line (sem MCMC)	256	36,47	36,47	2,15
	512	36,21	36,21	1,95
Estimativa via MCMC	128	36,32	36,26	0,11
	256	36,13	36,16	0,035
	512	36,22	36,17	0,17

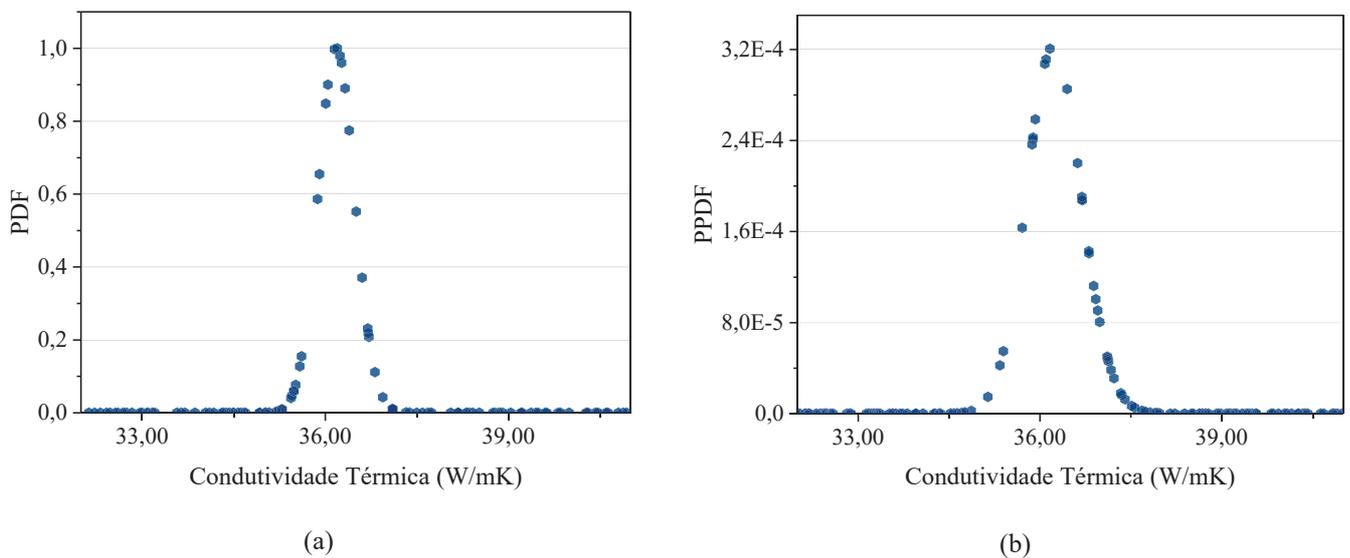
Fonte: Autoria Própria.

Figura 7.6 – PPDF na estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face sem textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.



Fonte: Autoria Própria

Figura 7.7 – PPDF na estimativa da condutividade térmica do ABNT 1045 texturizado, na face com textura, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Observa-se que o método adotado não teve uma influência significativa na estimativa da condutividade térmica efetiva, com uma diferença inferior a 1 %. Porém, da mesma forma

que a estimativa da difusividade térmica efetiva encontrou-se um menor desvio padrão a partir das estimativas via MCMC .

Em relação ao número de amostras, na estimativa da condutividade térmica efetiva, a maior diferença encontrada, entre 128 e 512 amostras, foi a partir das medições na face com textura, com uma diferença de 2,2 %, na estimativa off-line. Para todos os outros casos encontraram-se diferenças menores. Dessa forma, 128 amostras são suficientes para realizar a estimativa da condutividade térmica efetiva.

No que diz a respeito a face das medições das temperaturas e do fluxo de calor, foi encontrada uma diferença significativa em relação as medidas realizadas nas faces sem e com textura, uma diferença de aproximadamente 34,35 %. Essa diferença pode ser justificada devido ao fato que o estado da superfície de contato, onde o transdutor de fluxo de calor é posicionado, afeta em certa medida os valores estimados da condutividade térmica efetiva, já que essa é fortemente dependente das medições do fluxo de calor, o que não acontece na estimativa da difusividade térmica. Assim, a condutância térmica do contato interfacial é uma fonte de incerteza importante na estimativa da condutividade térmica, sendo que a técnica proposta é um método de investigação de contato.

A texturização é considerada uma rugosidade de superfície artificial, apresentando uma padronização de superfície com regularidade suficiente e propositalmente projetada para melhorar a transferência de calor. O padrão adotado da textura é o de ranhura linear, assim somente parte do circuito do transdutor de fluxo de calor fica em contato efetivo com as ranhuras do corpo de prova. Conhecendo a área do circuito do transdutor de fluxo de calor e conhecendo a área de contato efetivo com o corpo de prova, a partir das dimensões das ranhuras, pode-se propor um fator de correção do fluxo de calor medido, encontrado a partir da razão dessas duas áreas.

A área do circuito do transdutor de fluxo de calor é de aproximadamente 472 mm² (23,66 mm x 19,95 mm). Nessa área, a região de contato efetivo das ranhuras lineares do corpo de prova com o transdutor é de aproximadamente 331,24 mm² (23,66 mm x (0,35/0,5) x 19,95 mm), onde 0,5 corresponde a 0,15 mm de espessura da ranhura linear mais 0,35 mm espaçamento entre ranhuras. Assim, encontrou-se um fator de correção de aproximadamente 1,4 (472/331,24) para ser aplicado ao fluxo de calor medido.

Realizou-se novas estimativas com esse fator de correção, com 128 amostras e utilizando a inferência Bayesiana off-line. A estimativa da difusividade térmica não foi afetada por esse fator de correção, o valor estimado foi de $(1,22 \pm 0,055) \times 10^{-5}$ m²/s. Para a condutividade térmica efetiva estimou-se um valor de $53,90 \pm 2,30$ W/mK. Assim, uma

alteração de aproximadamente 40 % do fluxo de calor resultou em um aumento na estimativa da condutividade térmica de mais de 45 %. Dessa forma, ao aplicar esse fator de correção a diferença na estimativa da condutividade térmica efetiva em relação as medições realizadas nas faces sem e com textura é de aproximadamente 4,7 %, bem inferior aos 34,35 % que foi encontrado sem aplicar o fator de correção proposto.

A influência do efeito da texturização na estimativa da condutividade térmica efetiva, se comparado com o corpo de prova sem textura, é apresentada na Tabela 7.6. Como discutido anteriormente, a estimativa da condutividade térmica a partir das medições da temperatura e do fluxo de calor na face com textura não se mostram adequadas, apresentando uma redução superior a 32% na estimativa da condutividade térmica efetiva. Para as estimativas na face sem textura, ou na face com textura com o fator de correção do fluxo de calor observou-se um aumento superior a 12 % e 9 %, respectivamente, em relação ao valor médio, na estimativa da condutividade térmica efetiva. As ranhuras lineares podem ter atuado como micro-aletas, aumentando a área de transferência de calor, o que promoveu o aumento da estimativa da condutividade térmica efetiva.

Tabela 7.6 – Efeito da texturização na estimativa da condutividade térmica efetiva (valor referência 49,18

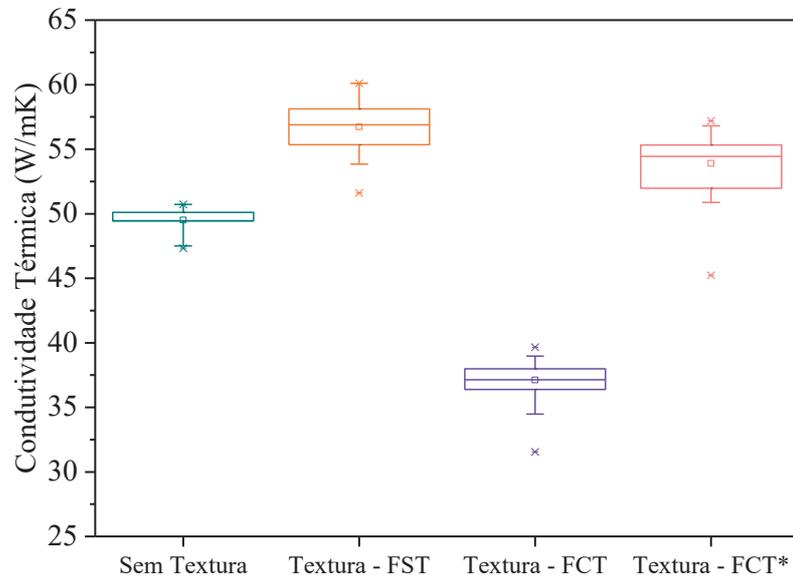
W/mK).		
Face analisada	Método Adotado	Diferença (%)
Face sem textura	Sem MCMC	12,99
	Com MCMC	12,74
Face com textura	Sem MCMC	-32,49
	Com MCMC	-34,41
Face com textura corrigida	Sem MCMC	9,60

Fonte: Autoria Própria.

Na Figura 7.8 mostra-se o gráfico Box plot das estimativas da condutividade térmica efetiva, a partir das estimativas da amostra ABNT 1045 sem textura, da amostra texturizada a partir das medições na face sem textura – FST e da amostra texturizada a partir das medições na face com textura – FCT. A partir do teste t , pode-se afirmar que a um nível de confiança de 95,45 % há diferença estatística para o caso sem textura e com textura na FST, com intervalo de confiança de (-7,88;-6,56). Para o caso sem textura e com textura na FCT aplicado o fator de correção a um nível de confiança de 95,45 % pode-se afirmar também que há diferença

estatística, intervalo de confiança de (-5,16;-3,63). Assim, a texturização apresentou uma influência significativa na estimativa da condutividade térmica efetiva.

Figura 7.8 – BoxPlot – Efeito da texturização na condutividade térmica efetiva.



Fonte: Autoria Própria.

Assim, do ponto de vista térmico, a texturização apresentou uma maior influência na estimativa da condutividade térmica efetiva. E o estado da superfície de medição do fluxo de calor se mostrou uma variável importante na estimativa das propriedades termofísicas efetivas.

CAPÍTULO VIII

ESTIMATIVA DAS PROPRIEDADES TERMOFÍSICAS EFETIVAS DO WC-Co REVESTIDO

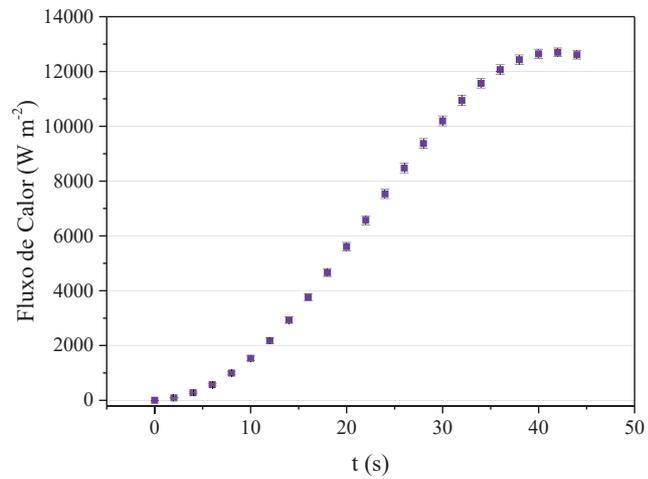
Este capítulo tem como objetivo analisar o efeito do revestimento na estimativa das propriedades termofísicas efetivas do WC-Co revestido.

8.1 Medições de Fluxo de calor e de temperatura

Na Figura 8.1 mostra-se a média e seu respectivo desvio padrão de um total de 36 experimentos realizados para as medições do fluxo de calor do WC-Co revestido. Na Figura 8.2 mostra-se a média e seu respectivo desvio padrão do aumento de temperatura nos termopares 1 e 2. Realizou-se as medições com 95,45% de confiança.

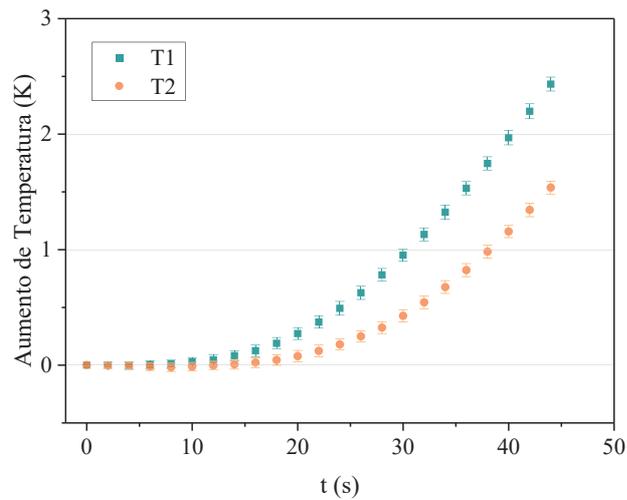
As medições de fluxo de calor mostraram boa repetibilidade porque os desvios percentuais obtidos não excederam 4,7% durante o experimento, com um nível de confiança de 95,45%. A dispersão nas medições de temperatura também foi pequena, dado que o desvio não excedeu o valor da incerteza de medição dos termopares, em ambos os casos.

Figura 8.1 – Fluxo de calor imposto no WC-Co revestido.



Fonte: Autoria Própria.

Figura 8.2 – Aumento da temperatura no WC-Co revestido.



Fonte: Autoria Própria.

8.2 Estimativa da Difusividade Térmica Efetiva

Na Tabela 8.1 mostra-se a influência do número de amostras geradas na estimativa da difusividade térmica efetiva do WC-Co revestido, por meio da inferência Bayesiana offline e via MCMC.

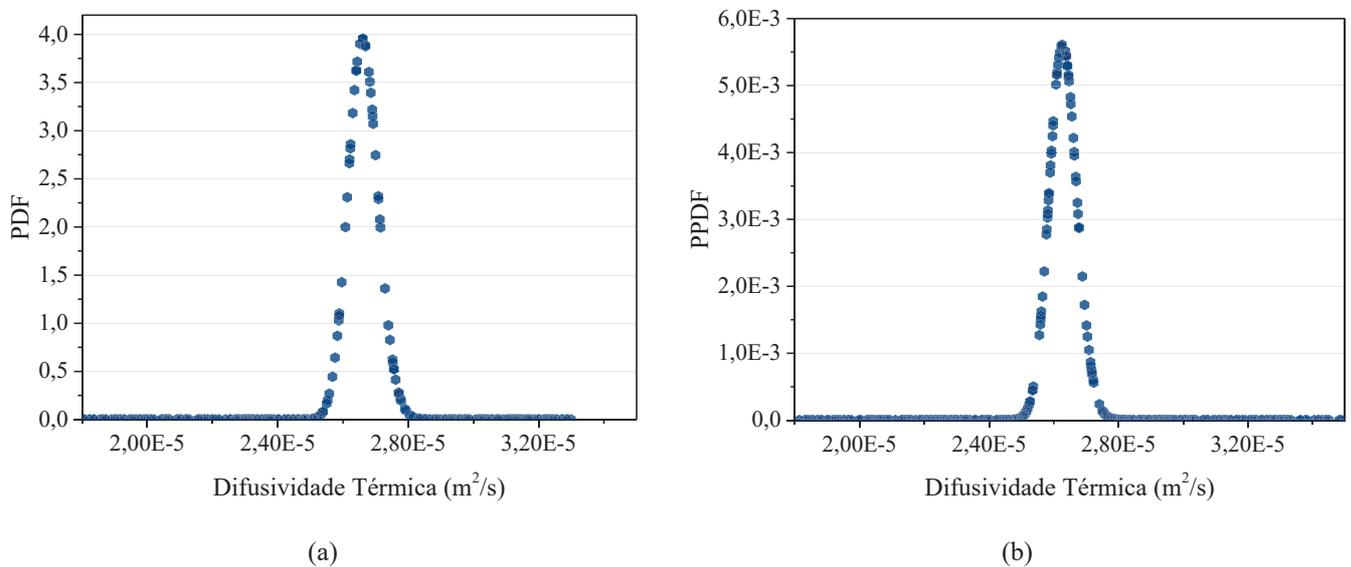
Tabela 8.1 – Estimativa da difusividade térmica efetiva do WC-Co revestido, considerando T1 e T2.

Método Adotado	N ^a das amostras	α (m ² /s)		
		Média x 10 ⁵	MAP x 10 ⁵	σ^2
Inferência	128	2,67	2,67	9,6e-12
Bayesiana Off-line	256	2,67	2,67	1,9e-12
(sem MCMC)	512	2,67	2,67	1,9e-12
Estimativa via MCMC	128	2,65	2,64	6,77e-14
	256	2,62	2,62	7,93e-14
	512	2,63	2,63	6,69e-14

Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se a função de densidade de probabilidade *a posteriori* (PPDF) na Figura 8.3 para o caso (a) sem MCMC e (b) com MCMC, para 512 amostras.

Figura 8.3 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do WC-Co revestido, usando (a) inferência Bayesiana off-line (b) via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Observa-se que o método adotado não teve uma influência significativa na estimativa da difusividade térmica, a maior diferença encontrada entre os métodos foi inferior a 2,0 %. Da

mesma forma que a amostra texturizada, a estimativa via MCMC resultou em um menor desvio padrão, como apresentado na Tabela 8.1.

Em relação ao número de amostras, 128 amostras são suficientes para realizar a estimativa da difusividade térmica efetiva. Para a estimativa off-line não houve diferença entre 128 e 512 amostras, enquanto que a estimativa via MCMC essa diferença foi inferior a 1,2 % .

Apresenta-se a influência do efeito do revestimento, se comparado com o corpo de prova sem revestimento na Tabela 8.2. Encontrou-se uma influência inferior a 1,2 %, em relação ao valor médio. O revestimento utilizado foi o nitreto de titânio (TiN) que apresenta uma difusividade térmica de $5,5e-6 \text{ m}^2/\text{s}$ (AKBAR; MATIVENGA; SHEIKH, 2009), portanto inferior a difusividade térmica do substrato ($2,64e-5 \text{ m}^2/\text{s}$), porém a espessura do revestimento é micrométrica, assim para as condições experimentais utilizadas o efeito do substrato é dominante e o efeito do revestimento não é significativo na estimativa da difusividade térmica efetiva.

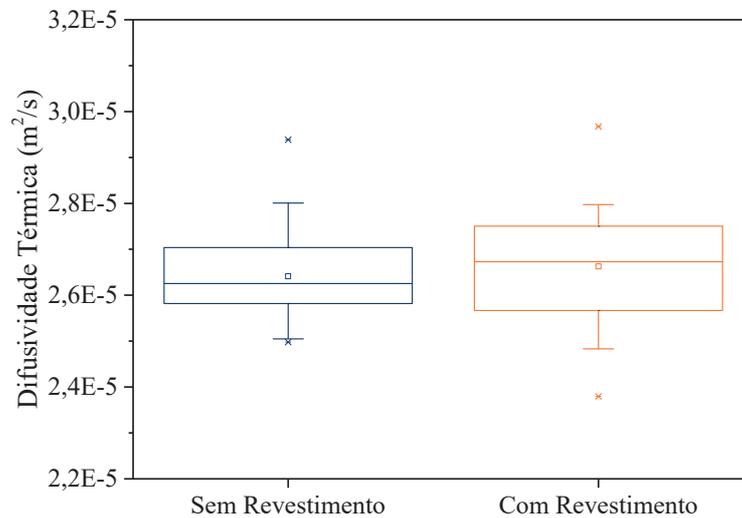
Tabela 8.2 – Efeito do revestimento na estimativa da difusividade térmica efetiva (valor referência $2,64e-5 \text{ m}^2/\text{s}$).

Método Adotado	Diferença (%)
Sem MCMC	1,14
Com MCMC	0,38

Fonte: Autoria Própria.

Na Figura 8.4 mostra-se o gráfico Box plot, a partir das estimativas da difusividade térmica efetiva do WC-Co sem revestimento e revestido, a partir dos resultados da inferência Bayesiana off-line. A partir do teste t, afirma-se que a um nível de confiança de 95,45 % não há diferença estatística para o WC-Co sem revestimento e revestido, com intervalo de confiança de $(-8,13e-7; 3,77e-7)$. Assim, não há uma influência significativa do revestimento na estimativa da difusividade térmica efetiva do corpo de prova revestido.

Figura 8.4 – BoxPlot – Efeito do revestimento na difusividade térmica efetiva.



Fonte: Autoria Própria.

8.3 Estimativa da Condutividade Térmica Efetiva

Na Tabela 8.3 mostra-se a influência do número de amostras na estimativa da condutividade térmica efetiva do WC-Co revestido, por meio da inferência Bayesiana offline e via MCMC.

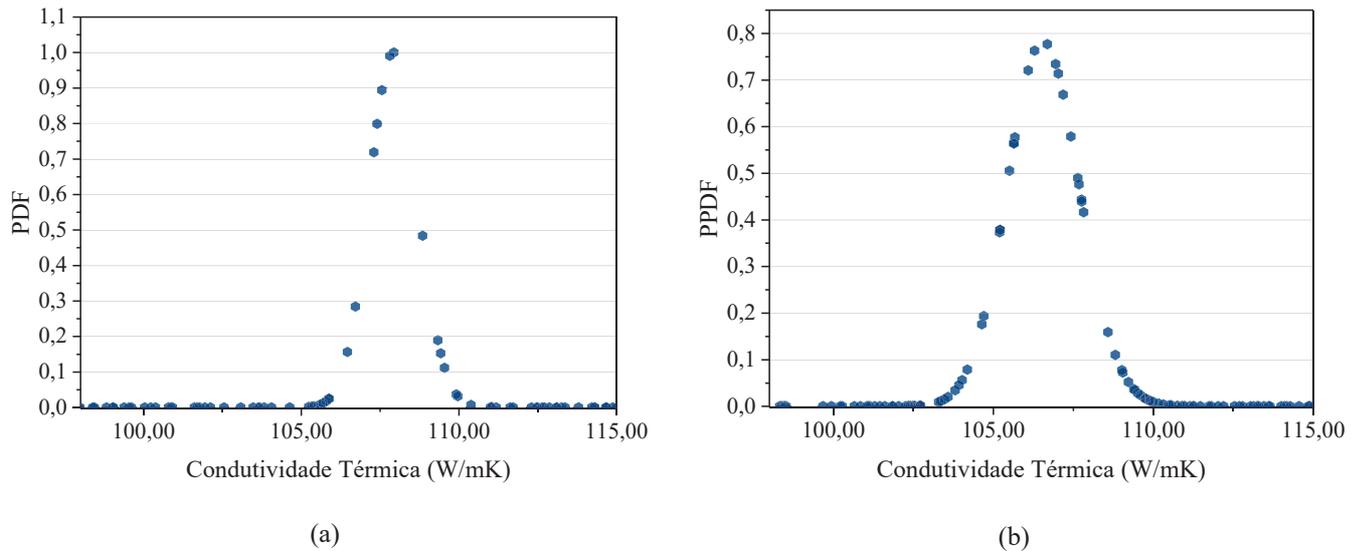
Tabela 8.3 – Estimativa da condutividade térmica do WC-Co revestido, considerando T1 e T2.

Método Adotado	N ^a das amostras	k (W/mK)		
		Média	MAP	σ^2
Inferência	128	108,53	108,53	5,57
Bayesiana Off-line	256	108,50	108,50	5,22
(sem MCMC)	512	108,09	108,09	5,14
Estimativa via MCMC	128	108,26	107,73	0,0374
	256	106,19	106,30	0,33
	512	106,65	106,69	0,60

Fonte: Autoria Própria.

Apresenta-se a função de densidade de probabilidade *a posteriori* (PPDF) na estimativa da condutividade térmica na Figura 8.5, para o caso (a) sem MCMC e (b) com MCMC, para 512 amostras.

Figura 8.5 – PPDF na estimativa da difusividade térmica do WC-Co revestido, usando (a) inferência Bayesiana off-line e (b) via MCMC.



Fonte: Autoria Própria.

Encontrou-se uma diferença de aproximadamente 2,0 % em função do método adotado na estimativa da condutividade térmica efetiva da amostra revestida. O que indica que os dois métodos são adequados para a estimativa da propriedade.

Em relação ao número de amostras, 128 amostras são suficientes para realizar a estimativa da condutividade térmica efetiva. Uma diferença de aproximadamente 1,5 % foi encontrada entre 128 e 512 amostras, via estimativa MCMC. Para a estimativa off-line essa diferença foi inferior a 0,5 %.

Apresenta-se na Tabela 8.4 a influência do efeito do revestimento na estimativa da condutividade térmica efetiva, se comparado com o corpo de prova sem revestimento. Observou-se um redução da condutividade térmica efetiva, em relação ao valor médio médio encontrado, de aproximadamente 11,0 %.

Tabela 8.4 – Efeito do revestimento na estimativa da condutividade térmica efetiva (valor referência 121,30 W/mK).

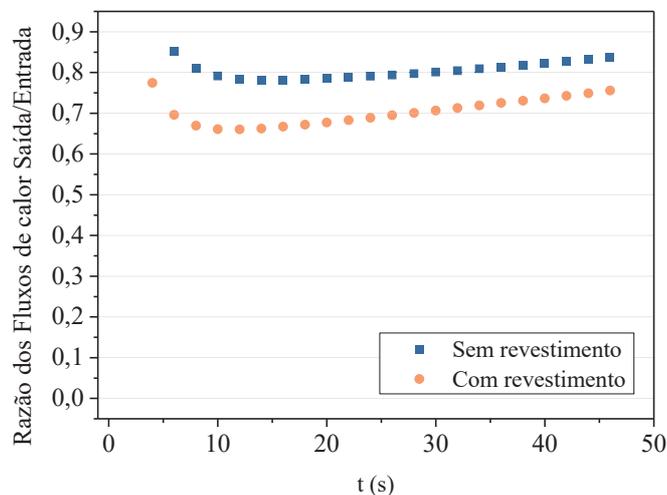
Método Adotado	Diferença (%)
Sem MCMC	-10,53
Com MCMC	-11,19

Fonte: Autoria Própria.

A condutividade térmica do nitreto de titânio é de 21 W/mK (AKBAR; MATIVENGA; SHEIKH, 2009), portanto parte da redução encontrada na estimativa da condutividade térmica efetiva pode ser justificada pelo efeito do revestimento. Porém, uma das dificuldades ao estimar o efeito do revestimento na condutividade térmica efetiva, principalmente em espessuras micrométricas, se deve à inclusão da resistência de contato interfacial nos resultados (AHADI et al., 2016), onde o estado da superfície revestida é diferente do estado da superfície sem revestimento.

Avaliou-se a razão entre o sinal de fluxo de calor mensurado (saída) em relação ao sinal de fluxo de calor de entrada teórico (considerando que toda potência fornecida pela fonte é convertida em calor), apresenta-se o gráfico obtido na Figura 8.6. Percebe-se que essa razão é diferente para o WC-Co com e sem revestimento, encontrou-se uma diferença média de 8,5 %, sendo essa razão menor para o WC-Co revestido, mostrando assim que a condutância térmica do contato interfacial pode ter influenciado em alguma medida os resultados da condutividade térmica efetiva.

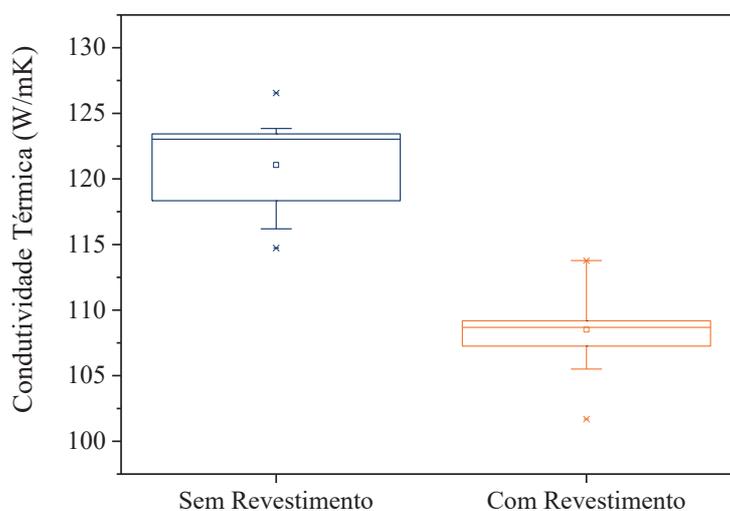
Figura 8.6 – Razão dos fluxos de calor de saída e entrada para o WC-Co com e sem revestimento.



Fonte: Autoria Própria.

Na Figura 8.7 mostra-se o gráfico Box plot, a partir das estimativas da condutividade térmica efetiva do WC-Co sem revestimento e revestido, a partir dos resultados da inferência Bayesiana off-line. A partir do teste t, afirma-se que a um nível de confiança de 95,45 % há diferença estatística para o corpo de prova sem revestimento e revestido, com intervalo de confiança de (11,24;13,86).

Figura 8.7 – BoxPlot – Efeito do revestimento na condutividade térmica efetiva.



Fonte: Autoria Própria.

Assim, do ponto de vista térmico, o revestimento de TiN não apresentou influência significativa na estimativa da difusividade térmica efetiva, a espessura do revestimento é micrométrica. Para a condutividade térmica efetiva houve uma redução na sua estimativa, de aproximadamente 11%, mas não foi possível separar os efeitos da condutância térmica de contato interfacial.

Nesse estudo, não se levou em consideração os efeitos tribológicos, importante ao analisar o revestimento de pastilhas de usinagem. Nas pastilhas de usinagem os revestimentos influenciam o processo por um efeito de isolamento (menor calor transmitido ao substrato – efeito térmico) e/ou por um efeito tribológico (menor nível de calor gerado nas fontes) (RECH, 2006). Alguns trabalhos apresentaram que revestimentos de PVD e CVD não influenciam a função de transferência de calor de uma ferramenta de metal duro em processos de corte contínuo (MAILLET et al., 2000 e RECH; KUSIAK; BATTAGLIA, 2004). Rech, Battaglia, Moisan (2005) afirmam ainda que o chamado “efeito isolante” dos revestimentos não existe

no torneamento e que a redução do fluxo de calor transmitido ao corpo da ferramenta revestida se deve a influência dos efeitos tribológicos e não aos efeitos térmicos.

CAPÍTULO IX

CONCLUSÕES

A técnica proposta nessa tese se mostrou capaz de estimar simultaneamente a difusividade térmica e a condutividade térmica de materiais sólidos condutores, o aço carbono ABNT 1045 e o metal duro da classe K com 5 % de cobalto (WC-Co), que posteriormente sofreram modificações superficiais. O aço carbono ABNT 1045 foi texturizado e o metal duro da classe K com 5 % de Co foi revestido. Nesse caso, estimou-se propriedades termofísicas efetivas.

A teoria do método de estimativa derivada neste estudo incluiu uma descrição dos procedimentos matemáticos, equipamentos, limitações, processamento de dados, análise de incertezas e verificação teórica.

Utilizou-se um modelo tridimensional de condução de calor, o modelo X22B00Y22B05Z22B00, obtido por funções de Green. Para a estimativa das propriedades termofísicas utilizou-se a Inferência Bayesiana, por ser amplamente utilizada nos problemas inversos de condução de calor. Realizou-se a estimativa com e sem a técnica de Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMC), com o algoritmo de amostragem de Metropolis Hastings. Na abordagem sem a técnica de MCMC denominou-se inferência Bayesiana off-line.

A instalação do aparato experimental expôs as amostras a um meio de vácuo, com pressão absoluta de $51 \pm 13\%$ mmHg para obter resultados ideais. Para estimar as propriedades térmicas as amostras foram parcialmente aquecidas em uma única superfície ativa, sendo o fluxo de calor obtido por meio de um transdutor de fluxo de calor e a temperatura em dois pontos diferentes na mesma superfície. Para cada condição experimental realizou-se um total de 36 experimentos.

Aplicou-se então o procedimento a dois modelos térmicos distintos, usando o mesmo conjunto de dados experimentais. O primeiro modelo térmico usou a razão entre duas

temperaturas superficiais para identificar a difusividade térmica, sem o conhecimento da condutividade térmica, resolvida por meio da inferência Bayesiana.

Aplicou-se a inferência Bayesiana no segundo modelo térmico nos valores teóricos e experimentais de temperatura para obter a máxima probabilidade da função de erro quadrático para estimar a condutividade térmica. O método proposto reduz os problemas de unicidade presentes em vários procedimentos de estimativa de parâmetros. Neste estudo, estimou-se a difusividade térmica independentemente da condutividade térmica usando um modal unidirecional.

A estimativa das propriedades termofísicas a partir da inferência Bayesiana off-line e da técnica de Monte Carlo via cadeias de Markov se mostraram adequadas, com uma diferença inferior a 2,0 % entre elas, em todos os casos analisados. E 128 amostras foram suficientes para realizar a estimativa das propriedades. Estimou-se a difusividade térmica da liga de aço carbono (ABNT 1045) em $1,19 \pm 0,059 \text{ m}^2/\text{s}$, e a condutividade térmica em $49,18 \pm 1,11 \text{ W/mK}$. Para o metal duro estimou-se a difusividade térmica em $2,64 \pm 0,11 \text{ m}^2/\text{s}$, e a condutividade térmica em $121 \pm 3,13 \text{ W/mK}$. Sendo que os resultados encontrados estão em boa concordância com a literatura, com uma diferença inferior a 9,0 %. A partir da análise de incerteza encontrou-se uma incerteza expandida inferior a 8,0 %, a um nível de confiança de 95,45%.

Analisou-se o efeito térmico da texturização na determinação das propriedades térmicas efetivas. A partir dos resultados encontrados percebeu-se que a condutividade térmica foi mais sensível ao efeito da texturização. Realizaram-se estimativas das propriedades a partir das medições na FCT e na FST. Para a estimativa da difusividade térmica efetiva, a um nível de confiança de 95,45 %, apenas os resultados da FCT apresentaram diferença estatística, porém com uma diferença inferior a 3%, em relação ao valor médio.

Quanto a estimativa da condutividade térmica efetiva, os resultados da FCT não se mostraram adequados, porém ao aplicar o fator de correção proposto para o fluxo de calor os resultados se mostraram interessantes, bem mais próximos dos obtidos na FST. Observou-se um aumento na estimativa da condutividade térmica efetiva, de aproximadamente 13% para os resultados da FST, e de 10% para os resultados na FCT aplicando o fator de correção proposto. A um nível de confiança de 95,45% ambos resultados apresentaram diferença estatística em relação ao corpo de prova sem textura.

Em relação ao efeito térmico do revestimento de TiN na determinação das propriedades termofísicas efetiva, observou-se que a um nível de confiança de 95,45 % não há diferença

estatística na estimativa da difusividade térmica efetiva, em relação ao corpo sem revestimento. A condutividade térmica se mostrou mais sensível os efeitos do revestimento, a um nível de confiança de 95,45 % encontrou-se diferença estatística em relação ao corpo de prova sem revestimento, encontrou-se uma redução de aproximadamente 11 %. É importante salientar o efeito da condutância térmica de contato interfacial nos resultados encontrados.

A técnica proposta estima a condutividade térmica e difusão térmica de materiais sólidos usando apenas uma superfície ativa para medições de aquecimento e temperatura. Um aumento de temperatura de 3 °C foi suficiente para estimar as propriedades térmicas. A estimativa de propriedades térmicas usando apenas uma superfície indica excelente potencial para aplicação em superfícies acabadas. A texturização e o revestimento não apresentaram um efeito significativo na estimativa da difusividade térmica efetiva, mas promoveram alteração na estimativa da condutividade térmica efetiva.

9.1 Perspectivas Futuras

Com base na pesquisa desenvolvida nesta Tese, tem-se as seguintes propostas para trabalhos futuros:

- Realizar uma análise do efeito combinado (tribológico + térmico) do revestimento e da texturização;
- Adequar o aparato experimental para corpos de provas de dimensões menores (ferramentas de usinagem);
- Utilizar a técnica implementada para determinar as propriedades termofísicas de ferramentas de usinagem com e sem revestimento;
- Eliminar, ou reduzir, o efeito da condutância térmica do contato interfacial;
- Determinar as propriedades termofísicas de cada uma das camadas, em caso de superfícies revestidas;
- Avaliar diferentes padrões de textura e o efeito na estimativa das propriedades termofísicas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADAMCZYK, W. P.; KRUCZEK, T.; MOSKAL, G.; BIAŁECKI, R. A. Nondestructive technique of measuring heat conductivity of thermal barrier coatings. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 111, p. 442–450, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2017.03.126>
- ADAMCZYK, W.; BIAŁECKI, R.; ORLANDE, H. R. B; OSTROWSKI, Z. Nondestructive, real time technique for in-plane heat diffusivity measurements. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 154, 119659, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.IJHEATMASSTRANSFER.2020.119659>
- AHADI, M.; ANDISHEH-TADBIR, M.; TAM, M; BAHRAMI, M. An improved transient plane source method for measuring thermal conductivity of thin films: Deconvoluting thermal contact resistance. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 96, p. 371-380, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2016.01.037>.
- AKBAR, F.; MATIVENGA, P. T.; SHEIKH, M. A. On the heat partition properties of (Ti, AlN compared with TiN coating in high-speed machining. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, v. 223(4), p. 363-375, 2009. <https://doi.org/10.1243/09544054JEM1365>
- AL-AJLAN, S. A. Measurements of thermal properties of insulation materials by using transient plane source technique, *Appl. Therm. Eng.*, v. 26, p. 2184–2191, 2006. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2006.04.006>.
- ANGSTROM, A.J. A new method of determining the thermal conductivity of bodies, *Phil. Mag.*, v. 25, p. 130–142, 1861. <http://dx.doi.org/10.1080/14786446308643429>.
- AUGSPURGER, T.; BERGS, T.; DOBBELER, B. Measurement and modeling of heat partitions and temperature fields in the workpiece for cutting inconel 718, aisi 1045, ti6al4v, and almgisi0.5. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, v. 141, p. 1–18, 2019. <https://doi.org/10.1115/1.4043311>
- BAHADORI, R.; GUTIERREZ, H.; MANIKONDA, S.; MEINKE, R. A. mesh-free Monte-Carlo method for simulation of three-dimensional transient heat conduction in a composite layered material with temperature dependent thermal properties. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 119, p. 533–541, 2018. <https://doi.org/10.1016/J.IJHEATMASSTRANSFER.2017.11.140>
- BALZERS. Soluções de revestimento. <https://www.oerlikon.com/balzers/br/pt-br/portfolio/solucoes-de-superficie-balzers/soluoes-de-revestimentos-a-base-de-pvd-e-pacvd-da-oerlikon-balzers/>>. Acesso em: 1 de dezembro de 2021.

BARTOSZUK, M.; GRZESIK, W.; NIEŚŁONY, P. Modelling of the cutting process analytical and simulation methods. *Advances in Manufacturing Science and Technology*, v. 33, p. 5–29, 2009.

BECK J.; ARNOLD K.; *Parameter Estimation in Engineering and Science*, NY, USA: John Wiley Sons, 1977.

BECK, J. V.; BLACKWELL, B.; CLAIR, CRSt. *Inverse Heat Conduction: Ill-Posed Problems*. New-York: A Wiley-Interscience publication, 1985.

BERGER, J.; ORLANDE, H. R. B.; MENDES, N.; GUERNOUTI, S. Bayesian inference for estimating thermal properties of a historic building wall. *Building and Environment*, v. 106, p. 327–339, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.06.037>

BOHAC V.; GUSTAVSSON M. K.; KUBICAR L.; GUSTAFSSON S. E. Parameter estimations for measurements of thermal transport properties with the hot disk thermal constants analyzer, *Rev. Sci. Instrum.*, v. 71, p. 2452–2455, 2000. <http://dx.doi.org/10.1063/1.1150635>

BORDING, T. S.; NIELSEN, S. B.; BALLING, N. Determination of thermal properties of materials by Monte Carlo inversion of pulsed needle probe data. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 133, p. 154–165, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.12.104>

BU, C.; TANG, Q.; LIU, Y.; YU, F.; MEI, C.; ZHAO, Y. Quantitative detection of thermal barrier coating thickness based on simulated annealing algorithm using pulsed infrared thermography technology, *Applied Thermal Engineering*, v. 99, p. 751-755, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.01.143>

CARR, E. J.; WOOD, C. J. Rear-surface integral method for calculating thermal diffusivity: Finite pulse time correction and two-layer samples. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 144, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2019.118609>

CHEN, L.; LIMARGA, A. M.; CLARKE, D. R. A new data reduction method for pulse diffusivity measurements on coated samples. *Computational Materials Science*, v. 50(1), p. 77–82, 2010. <https://doi.org/10.1016/J.COMMATSCI.2010.07.009>

CHEN, X.; DUONG, N. H.; MA, J.; LEI, S. Investigation of the Effects of Microgrooved Cutting Tool in High Speed Machining of AISI 1045 Steel. *Proceedings of the ASME 2017 12th International Manufacturing Science and Engineering Conference collocated with the JSME/ASME 2017 6th International Conference on Materials and Processing*, v. 1, 2017. <https://doi.org/10.1115/MSEC2017-2798>

COLE, K. D.; BECK, J. V.; HAJI-SHEIKH, A.; LITKOUHI, B. *Heat Condition Using Green's Functions*. Taylor & Francis Group, (Series in computational and physical process in mechanics and thermal sciences), 2010.

COTA, C. P. N. *Problemas Inversos De Condução De Calor Em Meios Heterogêneos: Análise Teórico-Experimental Via Transformação Integral, Inferência Bayesiana E Termografia Por Infravermelho*. 257 p. 2009. Tese (Doutorado) - Universidade Federal do Rio

de Janeiro, Rio de Janeiro.

DENG, J.; LI, Q.; XIAO, Y.; WANG, C.; SHU, C. Thermal diffusivity of coal and its predictive model in nitrogen and air atmospheres, *Appl. Therm. Eng.*, v. 130, p. 1233–1245, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.11.102>.

DESHMUKH, N.; RAJURKAR, A.; KOLEKAR, O.; MULE, R.; CHINCHANIKAR, S. Thermal modeling of laser surface micro-texturing: Investigation on effects of laser parameters on dimple-texture dimensions and aspect ratio. *Materials Today: Proceedings*, v. 46, p. 8374–8380, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.03.420>

DONGMEI B.; HUANXIN C.; SHANJIAN L.; LIMEI S. Measurement of thermal diffusivity/thermal contact resistance using laser photothermal method at cryogenic temperatures, *Appl. Therm. Eng.*, v. 11, p. 768–775, 2017. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.07.188>

DU, A.; WAN, C.; QU, Z.; WU, R.; PAN, W. Effects of Texture on the Thermal Conductivity of the LaPO₄ Monazite. *Journal of the American Ceramic Society*, v. 93, p. 2822–2827, 2010. <https://doi.org/10.1111/j.1551-2916.2010.03779.x>

DU F.; LOVELL M. R.; WU T. W. Boundary element method analysis of temperature fields in coated cutting tools. *Int J Solids Struct.* v. 38, p. 4557–4570, 2001. [http://doi:10.1016/S0020-7683\(00\)00291-2](http://doi:10.1016/S0020-7683(00)00291-2)

EHLERS, R. S. *Introdução à Inferência Bayesiana*, Departamento de Estatística, Universidade Federal do Paraná, 2003.

EHLERS, R.S. *Métodos Computacionalmente Intensivos em Estatística*, Departamento de Estatística, Universidade Federal do Paraná, 2004.

EL RASSY, E.; BILLAUD, Y.; SAURY, D. Unconventional flash technique for the identification of multilayer thermal diffusivity tensors. *International Journal of Thermal Sciences*, v. 155, 106430, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.IJTHEMALSCI.2020.106430>

EL RASSY, E.; BILLAUD, Y.; SAURY, D. A direct method for the simultaneous characterization of thermal diffusivities of a bi-layer material consisting of a thin coating deposited on a substrate. *Applied Mathematical Modelling*, v. 91, p. 614–631, 2021. <https://doi.org/10.1016/J.APM.2020.09.049>

EZQUERRA, B. L.; LORENA L.; HENK, V. B.; MANFRED W.; JOSE M. S. Comparison of the thermal shock resistance of WC based cemented carbides with Co and Co-Ni-Cr based binders. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, v. 72, p. 89–96, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2017.12.021>.

FERNANDES, A.P. *Funções de Green: soluções analíticas aplicadas a problemas inversos em condução de calor*. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2009.

FERNANDES, A. P.; DOS SANTOS, M. B.; GUIMARÃES, G. An analytical transfer function method to solve inverse heat conduction problems. *Applied Mathematical Modelling*, v. 39, n. 22, p. 6897–6914, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2015.02.012>

FERREIRA-OLIVEIRA, J. R.; DE LUCENA, L. R.; REIS, R. P. B. D.; DE ARAÚJO, C. J.; BEZERRA-FILHO C. R.; Thermal diffusivity measurement of stainless-steel alloys through use of the Angstrom's method, *Exp. Heat Transfer* (2021) 1–21, <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.06.077>.

GAMERMAN, D.; LOPES, H. F. *Markov Chain Monte Carlo: Stochastic Simulation for Bayesian Inference*, 2nd edition, Chapman & Hall/CRC, 2006.

GARCÍA, J.; COLLADO CIPRÉS, V.; BLOMQUIST, A.; KAPLAN, B. Cemented carbide microstructures: a review. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, v. 80, p. 40–68, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2018.12.004>

GENNA, S.; UCCIARDELLO, N. A thermographic technique for in-plane thermal diffusivity measurement of electroplated coatings. *Optics & Laser Technology*, v. 113, p. 338–344, 2019. <https://doi.org/10.1016/J.OPTLASTEC.2019.01.004>

GNANASEKARAN, N.; BALAJI, C. A Bayesian approach for the simultaneous estimation of surface heat transfer coefficient and thermal conductivity from steady state experiments on fins. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 54, n. 13–14, p. 3060–3068, 2011. <http://10.1016/j.ijheatmasstransfer.2011.01.028>

GNANASEKARAN, N.; BALAJI, C. Markov Chain Monte Carlo (MCMC) approach for the determination of thermal diffusivity using transient fin heat transfer experiments. *International Journal of Thermal Sciences*, v. 63, p. 46–54, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2012.07.005>

GOVINDARAJU, N.; ALEKSOV, A.; LI, X.; et al. Comparative study of textured diamond films by thermal conductivity measurements. *Appl. Phys. A*, v. 85, p. 331–335, 2006. <https://doi.org/10.1007/s00339-006-3697-7>

GRZESIK W.; NIESLONY P. Physics based modelling of interface temperatures in machining with multilayer coated tools at moderate cutting speeds. *Int J Mach Tools Manuf*, v. 44(9), p. 889–901, 2004. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2004.02.014>

GUSTAFSSON, S. E. Transient plane source techniques for thermal conductivity and thermal diffusivity measurements of solid materials, *Rev. Sci. Instrum.*, v. 62, p. 797–804, 1991. <http://dx.doi.org/10.1063/1.1142087>

HENRIQUE, P. et al. Bayesian estimation of thermophysical parameters of thin metal films heated by fast laser pulses. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, v. 38, n. 9, p. 1172–1177, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.icheatmasstransfer.2011.06.012>

IBATAN, T.; UDDIN, M. S.; CHOWDHURY, M. A. K. Recent development on surface texturing in enhancing tribological performance of bearing sliders. *Surface and Coatings Technology*, v. 272, p. 102–120, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2015.04.017>

IFIS, A.; BILTERYST, F.; NOUARI, M. A new finite elements method for transient thermal analysis of thin layers. *International Journal of Thermal Sciences*, v. 86, p. 148–165, 2014. <https://doi.org/10.1016/J.IJTHERMALSCI.2014.06.028>

JAKKAREDDY, P. S.; BALAJI, C. Estimation of local heat transfer coefficient from natural convection experiments using liquid crystal thermography and Bayesian method. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 2018.

KAPIO, J. P.; SOMERSALO, E. *Computational and Statistical Methods for Inverse Problems*. New York: Springer, 2004.

KLEINER F.; POSERN K.; OSBURG A. Thermal conductivity of selected salt hydrates for thermochemical solar heat storage applications measured by the light flash method, *Appl. Therm. Eng.*, v. 113, p. 1189–1193, 2017. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.11.125>

LAMIEN, B. et al. A Bayesian approach for the estimation of the thermal diffusivity of aerodynamically levitated solid metals at high temperatures. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 141, p. 265–281, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.expthermflusci.2018.04.026>

LELE, A. F.; N'TSOUKPOE, K. E.; OSTERLAND, T.; KUZNIK, F.; RUCK, W. K. L. Thermal conductivity measurement of thermochemical storage materials, *Appl. Therm. Eng.*, v. 89, p. 916–926, 2015. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.06.077>

LIAN, Y. et al. Preparation of tungsten disulfide (WS₂) soft-coated nano-textured self-lubricating tool and its cutting performance. *Int J Adv Manuf Technol*, v. 68, p. 2033–2042, 2013. <https://doi.org/10.1007/s00170-013-4827-y>

LIN, Z.-C.; LIN, V.-H. Thermal conductivity investigation for upsetting with a procedure of combining inverse model and the proposed regularization of Tikhonov method, *Journal of Materials Processing Technology*, v. 167, p. 208–217, 2005. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2005.06.036>

LIU, B.; LV, H.; LI, L.; YANG, B.; ZHANG, F.; CHEN, H. Study on iterative regularization method and application to neutron spectrum unfolding of multi-sphere spectrometer measurement, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 992, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.nima.2021.165027>.

LIU, S. et al. Solutions for Temperature Rise in Stationary/Moving Bodies Caused by Surface Heating With Surface Convection. *Journal of Heat Transfer*, v. 126, n. 5, p. 776, 2004. <https://doi.org/10.1115/1.1795234>

LIU, Y.; LIU, X.; LI, T. et al. Numerical modelling and experimental study on pulsed laser surface texturing on cemented carbides. *International Journal Advance Manufacturing Technology*, v. 114, p. 3137–3145, 2021. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-07091-6>

LU, L.; ZHANG, Z.; GUAN, Y.; ZHENG, H. Enhancement of Heat Dissipation by Laser Micro Structuring for LED Module. *Polymers*, v. 10(8), 2018.
<https://doi.org/10.3390/polym10080886>

MACHADO, A. R.; DA SILVA, L. R. R.; DE SOUZA, F. C. R.; DAVIS, R.; PEREIRA, L. C.; SALES, W. F.; DE ROSSI, W.; EZUGWU, E. O. State of the art of tool texturing in machining. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 293, 2021.
<https://doi.org/10.1016/J.JMATPROTEC.2021.117096>

MAILLET, D.; ANDRE, S.; BATSALE, J. C.; DEGIOVANNI, A.; MOYNE, C. Thermal quadrupoles — Solving the heat equation through integral transforms, J. Willey Editor, Chichester, p. 129-132, 2000.

MIRANZO, P.; OSENDI, M. I.; GARCIA E.; FERNANDES, A. J. S.; SILVA, V. A.; COSTA, F. M.; SILVA, R. F. Thermal conductivity enhancement in cutting tools by chemical vapor deposition diamond coating. *Diamond and Related Materials*, p. 703-707, 2002.
[https://doi.org/10.1016/S0925-9635\(02\)00028-6](https://doi.org/10.1016/S0925-9635(02)00028-6)

MISHRA, S. K.; GHOSH, S.; ARAVINDAN, S. Characterization and machining performance of laser-textured chevron shaped tools coated with AlTiN and AlCrN coatings. *Surface and Coatings Technology*, v. 334, p. 344–356, 2018.
<https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2017.11.061>

MISHRA, S. K.; GHOSH, S.; ARAVINDAN, S. Performance of laser processed carbide tools for machining of Ti6Al4V alloys : A combined study on experimental and finite element analysis. *Precision Engineering*, p. 1–16, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2019.01.006>

MIGON, H. S.; GAMERMAN, D.; LOUZADA, F. *Statistical Inference. An Integrated Approach*, USA: CRC Press: Taylor Francis, 2015.

MONTGOMERY, D.; RUNGER, G. C. *Applied Statistics and probability for Engineers*, USA: John Wiley Sons, Inc., 2011.

NIAN, Y.; WANG, X.; DENG, Z.; CHENG, W. Estimation method for layered ground thermal conductivity using genetic algorithm based on a 2-D heat transfer model, *Energy and Buildings*, . 258, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.111841>.

OLIVEIRA, G. C.; FERNANDES, A. P.; GUIMARÃES, G. Thermal behavior analysis of coated cutting tool using analytical solutions. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, v. 39(8), p. 3249–3255, 2017. <https://doi.org/10.1007/s40430-017-0848-z>

OMEGA®, *Handbook of Temperature Measurement: Thermocouple sensors, connectors, wire, surface probes and accessories*, United Kingdom, 2017.

ÖZGÜR A. E.; YALÇIN, B.; KORU, M. Investigation of the Wear Performance and Thermal Diffusivity Properties of M41 Tools Steel Coated with Various Film Coatings. *Materials and Design*, v. 30, p. 414-417, 2009. <http://doi.org/10.1016/j.matdes.2008.05.020>.

OZISIK, M. N; ORLANDE, H. R. B. *Inverse Heat Transfer: Fundamentals and Applications*, New York: Taylor & Francis, 2000.

PARKER, W. J.; JENKINS, R. J.; BUTLER, C. P.; ABBOTT, G. L. Flash method of determining thermal diffusivity, heat capacity, and thermal conductivity, *J. Appl. Phys.*, v. 39, p. 1680–1684, 1961. <http://dx.doi.org/10.1063/1.1728417>

PARTHASARATHY, S.; BALAJI, C. Estimation of parameters in multi-mode heat transfer problems using Bayesian inference - Effect of noise and a priori. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 51, n. 9–10, p. 2313–2334, 2008. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2007.08.031>

PRASAD A.; AMBIRAJAN A. Criteria for accurate measurement of thermal diffusivity of solids using the Angstrom method, *Int. J. Therm. Sci.*, v.134, p. 216–223, 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2018.08.007>

RAN, X.; WANG, M. Abnormal thermal boundary resistance of thin films with heat source. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 147, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2019.118941>.

RECH, J. Influence of cutting tool coatings on the tribological phenomena at the tool–chip interface in orthogonal dry turning, *Surface and Coatings Technology*, v. 200, p. 5132–5139, 2006, <https://doi.org/10.1016/j.surfcoat.2005.05.032>

RECH, J.; BATTAGLIA, J.; MOISAN, A. Thermal influence of cutting tool coatings. *J Mater Process Technol*, v. 159(1), p.119–124, 2005. <http://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2004.04.414>.

RECH, J.; KUSIAK, A.; BATTAGLIA, J. L. Tribological and thermal functions of cutting tool coatings, *Surf. Coat. Technol*, v. 186, 2004. <https://10.1016/j.surfcoat.2003.11.027>

REDDY, B. K.; BALAJI, C. Bayesian estimation of heat flux and thermal diffusivity using liquid crystal thermography. *International Journal of Thermal Sciences*, v. 87, p. 31–48, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2014.07.012>

RODLER, A.; GUERNOUTI, S.; MUSY, M. Bayesian inference method for in situ thermal conductivity and heat capacity identification: Comparison to ISO standard. *Construction and Building Materials*, v. 196, p. 574–593, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2018.11.110>

SAJEDI, R.; FARAJI, J.; KOWSARY, F. A new damping strategy of Levenberg-Marquardt algorithm with a fuzzy method for inverse heat transfer problem parameter estimation, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, v.126, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.icheatmasstransfer.2021.105433>.

SAMANI, M. K.; DING, X. Z.; KHOSRAVIAN, N.; AMIN-AHMADI, B.; YI, Y.; CHEN, G.; NEYTS, E. C.; BOGAERTS, A.; TAY, B. K. Thermal conductivity of titanium nitride/titanium aluminum nitride multilayer coatings deposited by lateral rotating cathode arc. *Thin Solid Films*, v. 578, p. 133–138, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.tsf.2015.02.032>

SANTOS JUNIOR, J. A.; FERREIRA OLIVEIRA, J. R.; DO NASCIMENTO, J. G.; FERNANDES, A. P.; GUIMARAES, G. Simultaneous estimation of thermal properties via measurements using one active heating surface and Bayesian inference. *International Journal of Thermal Sciences*, v. 172, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2021.107304>.

SIMÕES, N.; SIMÕES, I.; TADEU, A.; VASCONCELLOS, C. A. B.; MANSUR, W. J. 3D transient heat conduction in multilayer systems – Experimental validation of semi-analytical solution. *International Journal of Thermal Sciences*, v. 57, p. 192–203, 2012. <https://doi.org/10.1016/J.IJTHERMALSCI.2012.02.007>

STAHL, J-E.; JAN, E.; SCHULTHEISS, F. Analytical Calculation of the True Equivalent Chip Thickness for Cutting Tools and its Influence on the Calculated Tool Life. *Advances in Manufacturing and Materials Engineering (ICAMME)*, v. 576, p. 80-86, 2012. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.576.80>.

STRZAŁKOWSKI, K.; PAWLAK, M.; KULESZA, S.; DADARLAT, D.; STREZA, M. Effect of the surface roughness on the measured thermal diffusivity of the ZnBeMnSe single-crystalline solids. *Applied Physics A: Materials Science and Processing*, v. 125(7), 2019. <https://doi.org/10.1007/s00339-019-2756-9>

SUGIHARA, T.; ENOMOTO, T. Performance of cutting tools with dimple textured surfaces: A comparative study of different texture patterns. *Precision Engineering*, v. 49, p. 52–60, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2017.01.009>

SUN, J. G. Pulsed thermal imaging measurement of thermal properties for thermal barrier coatings based on a multilayer heat transfer model. *Journal of Heat Transfer*, v. 136(8), 2014. <https://doi.org/10.1115/1.4027551>

TAYLOR, J. R. *An Introduction to Error Analysis*, California, USA: University Science Books, 2011.

TOIVANEN, J. M. et al. Simultaneous estimation of spatially distributed thermal conductivity, heat capacity and surface heat transfer coefficient in thermal tomography. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 55, n. 25–26, p. 7958–7968, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2012.08.024>

TOULOUKIAN, Y. S.; POWELL, R. W.; HO C. Y.; KLEMENS P. G., *Thermophysical Properties of Materials V1*, NY: Plenum Press, 1978.

TOULOUKIAN, Y. S.; POWELL, R. W.; HO, C. Y.; NICOLAU, M. C. *Thermophysical Properties of Materials V10*, NY: Plenum Press, 1973.

TROJANOVÁ, Z.; HALMEŠOVÁ, K.; DROZD, Z.; ŠÍMA, V.; LUKÁČ, P.; DŽUGAN, J.; MINÁRIK, P. Thermal Conductivity of an AZ31 Sheet after Accumulative Roll Bonding. *Crystals*, v. 8, 2018. <https://doi.org/10.3390/cryst8070278>

- VENTOLA, L.; ROBOTTI, F.; DIALAMEH, M.; CALIGNANO, F.; MANFREDI, D.; CHIAVAZZO, E.; ASINARI, P. Rough surfaces with enhanced heat transfer for electronics cooling by direct metal laser sintering. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 75, p. 58–74, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2014.03.037>
- VORNBERGER, A; PÖTSCHKE, J.; GESTRICH, T.; HERRMANN, M.; MICHAELIS, A. Influence of microstructure on hardness and thermal conductivity of hardmetals. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, v. 88, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2019.105170>.
- WAITE, W. F.; GILBERT, L.Y.; WINTERS, W. J.; MASON, D. H. Estimating thermal diffusivity and specific heat from needle probe thermal conductivity data, *Rev. Sci. Instrum.*, v. 77, p. 1-5, 2006. <http://dx.doi.org/10.1063/1.2194481>
- WANG, H.; WEBB, T.; BITLER, J. W. Study of thermal expansion and thermal conductivity of cemented WC-Co composite. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, v. 49(1), p. 170–177, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.ijrmhm.2014.06.009>
- XIE, J. et al. Experimental study on cutting temperature and cutting force in dry turning of titanium alloy using a non-coated micro-grooved tool. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v. 73, p. 25–36, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2013.05.006>
- XIONG, P.; QIU, Z.; LU, Q.; LU, T.; DENG, J.; LIU, Y.; ZHANG, Y. Simultaneous estimation of fluid temperature and convective heat transfer coefficient by sequential function specification method, *Progress in Nuclear Energy*, v. 131, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.pnucene.2020.103588>.
- XIONG, X.-T.; FU, C.-L.; LI, H.-F. Fourier regularization method of a sideways heat equation for determining surface heat flux, *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, v. 317, p. 331-348, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.jmaa.2005.12.010>.
- XING, C.; JENSEN C.; MUNRO T.; WHITE B.; BAN H.; CHIRTOC M. Accurate thermal property measurement of fine fibers by the 3-omega technique, *Appl. Therm. Eng.*, v. 73, p. 317–324, 2014. <http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2014.07.035>
- ZENG, Y. et al. A novel adaptive approximate Bayesian computation method for inverse heat conduction problem. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 134, p. 185–197, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2019.01.002>
- ZHANG, H.; WANG, W.; ZHANG, S.; ZHAO, Z. Semi-analytic solution of three-dimensional temperature distribution in multilayered materials based on explicit frequency response functions. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 118, p. 208–222, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2017.10.118>
- ZHANG, X. et al., Q. A new approach for analyzing the temperature rise and heat partition at the interface of coated tool tip-sheet incremental forming systems. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, v. 129, p. 1172-1183, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2018.10.056>

ZHU, X. W.; SAKKA, Y.; ZHOU, Y.; HIRAO, K.; ITATANI, K. A strategy for fabricating textured silicon nitride with enhanced thermal conductivity. *Journal of the European Ceramic Society*, v. 34(10), p. 2585–2589, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.jeurceramsoc.2014.01.025>

ZHU, Y. Heat-loss modified angstrom method for simultaneous measurements of thermal diffusivity and conductivity of graphite sheets: The origins of heat loss in angstrom method, *Internacioanl Journal of Heat Mass Transfer*, v. 92, p. 784–791, 2016. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2015.09.032>