

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E
ENGENHARIA DE MATERIAIS**

SELEÇÃO DE SISTEMAS DE ISOLAMENTO TÉRMICO
MULTI-COMPONENTES PARA FORNOS DE ALTAS TEMPERATURAS
BASEADA NO DESEMPENHO TÉRMICO

Denis Prado Santos

São Carlos - SP

2019

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E
ENGENHARIA DE MATERIAIS

SELEÇÃO DE SISTEMAS DE ISOLAMENTO TÉRMICO
MULTI-COMPONENTES PARA FORNOS DE ALTAS TEMPERATURAS
BASEADA NO DESEMPENHO TÉRMICO

Denis Prado Santos

Dissertação apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Ciência
e Engenharia de Materiais como requisito
parcial à obtenção do título de MESTRE EM
CIÊNCIA E ENGENHARIA DE MATERIAIS

Orientador: Dr. Victor Carlos Pandolfelli

Coorientador: Dr. Rodrigo Fernandes de Mello

Agência Financiadora: CNPq - Processo: 169129/2017-9

São Carlos - SP

2019

DEDICATÓRIA

“Educação milagrosa - O interesse pela educação só ganhará força a partir do momento em que se abandone a crença num deus e sua providência: exatamente como a arte médica só pôde florescer quando acabou a crença em curas milagrosas. Mas até agora todos creem ainda na educação milagrosa: viram que os homens mais fecundos, mais poderosos se originaram em meio a grande desordem, objetivos confusos, condições desfavoráveis; como poderia isto suceder normalmente? Hoje se começa a olhar mais de perto, a examinar mais cuidadosamente também esses casos: ninguém descobrirá milagre neles. Em condições iguais, inúmeras pessoas perecem continuamente, mas o indivíduo que se salva torna-se habitualmente mais forte, porque suportou tais condições ruins mediante uma indestrutível força inata, e ainda exercitou e aumentou essa força: eis como se explica o milagre. Uma educação que já não crê em milagres deve prestar atenção a três coisas: primeiro, quanta energia é herdada?; segundo, de que modo uma nova energia pode ainda ser inflamada?; terceiro, como adaptar o indivíduo às exigências extremamente variadas da cultura, sem que elas o incomodem e destruam sua singularidade? - em suma, como integrar o indivíduo ao contraponto de cultura privada e pública, como pode ele ser simultaneamente a melodia e seu acompanhamento?” (Trecho transcrito de “Humano, demasiado humano”, 1878, Nietzsche)

Em memória de meu irmão, André, e sua vida “milagrosa”.

VITAE DO CANDIDATO

Bacharel em Engenharia de Materiais pela UFSCar (2016).



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Ciência e Engenharia de Materiais

Folha de Aprovação

Assinaturas dos membros da comissão examinadora que avaliou e aprovou a Defesa de Dissertação de Mestrado do candidato Denis Prado Santos, realizada em 04/12/2019:

A blue ink signature of Prof. Dr. Victor Carlos Pandolfelli, written over a horizontal line.

Prof. Dr. Victor Carlos Pandolfelli
UFSCar

A blue ink signature of Prof. Dr. Daniel Rodrigo Leiva, written over a horizontal line.

Prof. Dr. Daniel Rodrigo Leiva
UFSCar

A blue ink signature of Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti, written over a horizontal line.

Prof. Dr. Moacir Antonelli Ponti
ICMC/USP

AGRADECIMENTOS

Para conclusão deste trabalho, desenvolveu-se naturalmente uma rede complexa de relações às quais eternizo aqui minha gratidão.

Agradeço, primeiramente, ao meu orientador, professor e entusiasta, Prof. Pandolfelli, minha referência em profissionalismo, dedicação, rigor e disciplina, mas também em paciência, atenção e comprometimento, com os quais me guiou por um caminho de descobertas e me estimulou a enfrentar a bolha da minha zona de conforto em cada desafio desta caminhada; e ao meu coorientador e amigo, Prof. Rodrigo, uma mente brilhante, de desafiadoras ambições científicas, que preza pela simplicidade e pela difusão do conhecimento, o qual de forma sempre solícita e didática, me ensinou a manusear algumas ferramentas desta década de maneira precisa e cautelosa.

Agradeço às instituições: de fomento, ao CNPq (processo número 169129/2017-9) que, apesar dos dias difíceis, têm pessoas trabalhando arduamente na viabilização da pesquisa no Brasil, e à FAPESP (processo número 2017/16044-8), por estimular o empreendedorismo em nosso Estado; de ensino e pesquisa, à UFSCar, construída diariamente por pessoas de altíssima competência, e ao PPG-CEM, por oferecer um curso de excelência; e laboratoriais, ao GEMM pela infraestrutura ímpar, e ao NIT por manter suas portas abertas. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Agradeço aos meus sócios, que de ombro a ombro têm sido minha motivação diária para enfrentar a desafiante selva para além do bosque da UFSCar. Em particular ao Pedro, inspiração de coragem, liderança e curiosidade tecnológica, que pedagogicamente me mostrou o caminho para meu crescimento, e ao lado do qual alcancei mais esta conquista.

Agradeço aos meus colegas de laboratório e parceiros de pesquisa, em particular à Vânia, por sua gentileza e sua contribuição fundamental ao trabalho; ao Mateus, pelo carinho e momentos compartilhados; ao Murilo, pelos aprendizados e contribuições; ao Bráulio, pela disposição e empenho, e também por seu comprometimento à ciência engenharia de materiais; e ao Prof. Leiva, cujas ines-

timáveis contribuições à cultura de inovação e renovação fornecem esperanças de um destino de prosperidade aos nossos cursos.

Agradeço a cada membro da minha família por sempre me recordar dos valores mais fundamentais da vida, dentre os quais a união, a humildade, a paixão pela justiça e o Amor. Agradeço particularmente, muito emocionado, aos meus pais, exemplos raros de luta, companheirismo, cumplicidade, cuidado, carinho e perseverança.

Agradeço aos demais amigos, aos quais cometo a indelicadeza de não citá-los os nomes para não correr o risco da injustiça. Vocês são as memórias vivas de muitos dos momentos mais incríveis da minha vida, parte da minha própria essência e indispensáveis para minha concepção de mundo.

Agradeço a Darwin, como representação de todos os incontáveis cérebros do progresso científico, filosófico e artístico que foram *selecionados* para nos trazerem até este momento. Consagro, por fim, todos os seres vivos, por tornarem esta aventura sensorial uma experiência tão gratificante.

RESUMO

O aquecimento controlado por meio do desenvolvimento de fornos permite moldar a matéria para obter produtos com os mais variados fins. Alguns destes produtos, no entanto, exigem altas temperaturas de processo para que ocorram as devidas transformações físicas e químicas e, portanto, consomem grande quantidade de energia e causam o aumento da temperatura do ambiente de trabalho. Materiais cerâmicos refratários são utilizados nos revestimentos de fornos para reduzir a dissipação do calor a partir da câmara interna, e assim diminuir tanto o consumo de energia quanto a temperatura externa da câmara. Há uma grande quantidade de produtos comerciais disponíveis com as mais variadas propriedades para se projetar tal isolamento térmico, o que dificulta a seleção de materiais em busca da redução simultânea da temperatura externa atingida pelos fornos e do custo total de revestimento. Este trabalho explora a possibilidade de usar ferramentas computacionais de modelagem e otimização com o objetivo de auxiliar a tomada de decisão relativa ao projeto desses sistemas de isolamento térmico. Assim, um procedimento de filtragem evolutiva baseada em método dos elementos finitos e otimização estocástica por algoritmos genéticos multi-objetivo foi desenvolvido e avaliado no estudo de caso de um forno elétrico resistivo que opera até 1600°C. O procedimento de filtragem evolutiva se mostrou bastante eficiente, necessitando simular apenas 3.8% de todas as possibilidades de configurações de revestimento para retornar uma lista de sistemas de isolamento otimizados. Também permitiu análises posteriores dessa lista de modo a identificar, por exemplo, os produtos de maior custo-benefício. Posteriormente, escolheu-se três hiperparâmetros do modelo para realizar-se um estudo de parametrização, com o objetivo de aumentar sua eficácia de busca por soluções ótimas e reduzir o tempo necessário de execução, no qual uma combinação foi melhor sucedida em três cenários distintos de preferência.

Palavras Chave: Materiais Cerâmicos Refratários; Isolantes Térmicos; Forno Elétrico Resistivo; Método dos Elementos Finitos; Algoritmos Genéticos; Inteligência Computacional; Seleção de Materiais;

ABSTRACT

MULTI-COMPONENT INSULATING SYSTEMS SELECTION FOR HIGH TEMPERATURE FURNACES BASED ON THERMAL PERFORMANCE.

Controlled heating through furnace development has allowed the humankind to mold the matter to obtain various products for several different purposes. However, some of them require high-temperature processes so that the necessary physical and chemical reactions can occur, leading to local temperature increase and high energy consumption. Refractory ceramic materials are used for lining the walls of furnaces, in order to reduce the heat dissipation from the heating chamber, and thus minimizing the required thermal energy for keeping its high temperatures. Nevertheless, there is a huge number of commercial insulating materials available, with several properties ranges, that could be used for furnace design, making the selection of the optimal combination of materials a difficult task. This work explores the possibility of using computational tools for the modeling and optimization, providing data-driven recommendations for furnace designers to choose suitable insulating systems. Thus, an evolutionary screening procedure (ESP), based on finite element method and stochastic optimization by multi-objective genetic algorithms, was developed and evaluated on a case-study related to an electric resistance furnace operating up to 1600°C. The ESP has shown to be very efficient, requiring computations on a very small fraction of the total insulating systems possibilities, 3.8%, in order to recommend a set of optimized combinations of refractory ceramics materials. The obtained results also allowed further analysis of the optimized set, which highlighted important aspects of furnace designing and insulating product costs and benefits. Additionally, three hyperparameters of the proposed algorithm were optimized such that its search effectiveness was improved while reducing execution time.

Keywords: Refractory Ceramic Materials; Thermal Insulators; Electric Resistance Furnace; Finite Element Method; Genetic Algorithms; Computational Intelligence; Materials Selection;

PUBLICAÇÕES

SANTOS, D. P.; PELISSARI, P. I. B. G. B.; OLIVEIRA, B. S.; LEIVA, D. R.; MELLO, R. F.; PANDOLFELLI, V. C. Materials selection of furnace linings with multi-component refractory ceramics based on an evolutionary screening procedure. *Ceramics International*, Volume 46, Issue 4, 2020, Pages 4113-4125, ISSN 0272-8842, <https://doi.org/10.1016/j.ceramint.2019.10.127>.

SANTOS, D. P.; PELISSARI, P. I. B. G. B.; MELLO, R. F.; PANDOLFELLI, V. C. Estimating the thermal insulating performance of multi-component refractory ceramic systems based on a machine learning surrogate model framework. *Journal of Applied Physics* 127, 215104 (2020); <https://doi.org/10.1063/5.0004395>.

ÍNDICE DE ASSUNTOS

FOLHA DE APROVAÇÃO	i
AGRADECIMENTOS	iii
RESUMO	v
ABSTRACT	vii
PUBLICAÇÕES	ix
ÍNDICE DE ASSUNTOS	xi
ÍNDICE DE TABELAS	xiii
ÍNDICE DE FIGURAS	xv
ÍNDICE DE EQUAÇÕES	xix
ÍNDICE DE ABREVIATURAS	xxi
ÍNDICE DE SÍMBOLOS	xxiii
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Objetivos Gerais	3
1.2 Objetivos Específicos	4
1.3 Justificativa	5
2 REVISÃO DA LITERATURA	7
2.1 Fornos	7
2.1.1 Fornos Elétricos Resistivos	7
2.1.2 Eficiência Energética de Fornos	9
2.2 Materiais Cerâmicos Refratários	12
2.2.1 Propriedades Térmicas dos Materiais Cerâmicos	12
2.2.2 Classificação dos Materiais Cerâmicos Refratários	16
2.2.3 Isolantes Térmicos Refratários	21
2.3 Método dos Elementos Finitos	29
2.4 Ferramentas de Otimização	31
2.4.1 Otimização Determinística Clássica	31
2.4.2 Otimização Multi-objetivo por Fronteira de Pareto	33
2.4.3 Otimização Estocástica por Algoritmos Evolutivos	36
2.4.4 Algoritmos Genéticos Multi-objetivos	37
2.4.5 NSGA II - <i>Fast Non-dominated Sorting Genetic Algorithm</i>	38

2.4.6	Aplicação de Algoritmos Genéticos Multi-objetivos na Ciência e Engenharia de Materiais	42
2.5	Seleção de Isolantes Térmicos para Altas Temperaturas	44
3	MATERIAIS E MÉTODOS	47
3.1	Metodologia de Seleção de Revestimentos Cerâmicos Para Fornos	47
3.2	Estudo de Caso: Forno Elétrico Resistivo	49
3.2.1	Coleta de Dados	50
3.2.2	Modelagem Matemática Pelo Método dos Elementos Finitos	52
3.2.3	Procedimento de Filtragem Evolutiva	55
3.3	Estudo Paramétrico do Procedimento de Filtragem Evolutiva	56
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	59
4.1	Estudo de Caso: Forno Elétrico Resistivo	59
4.1.1	Filtragem Inicial	59
4.1.2	Validação do Modelo FEM	59
4.1.3	Seleção dos Materiais do FER	61
4.1.4	Análise do Conjunto Ótimo de Soluções	65
4.2	Parametrização do Procedimento de Filtragem Evolutiva	69
4.2.1	Análise Determinística	69
4.2.2	Estudo Paramétrico	70
5	CONCLUSÕES	75
6	SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS	77
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	79
	ANEXO A	85
	ANEXO B	89

ÍNDICE DE TABELAS

2.1	Redução percentual da energia térmica transferida pelas paredes, piso e teto em forno de uso contínuo, utilizando-se o mesmo material isolante. Adaptada de [9].	12
2.2	Principais tendências das propriedades de alguns dos materiais refratários mais comuns, suas fases predominantes, composições químicas dessas fases, e a que classe e família pertencem. Adaptada de [9].	20
2.3	Resumo das composições químicas dos HTIW's. Adaptado de [33].	28
4.1	TOPSIS Cenário I: 60% temperatura externa, 30% custo total da parede, e 10% espessura total da parede.	64
4.2	TOPSIS Cenário II: 45% temperatura externa, 45% custo total da parede, e 10% espessura total da parede.	64
4.3	TOPSIS Cenário III: 30% temperatura externa, 60% custo total da parede, e 10% espessura total da parede.	64
4.4	Fatores e níveis considerados para planejamento de experimento do estudo de parametrização.	70
4.5	Três melhores parametrizações segundo o TOPSIS para os três cenários de preferência.	73
A1	Conjunto dos produtos de isolamento candidatos para o estudo de caso.	85
B1	Resultado do procedimento de filtragem evolutiva.	89

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1	Típica câmara de aquecimento de forno elétrico resistivo. Adaptada de [8].	8
2.2	Variação da capacidade calorífica em função das temperaturas, para alguns materiais cerâmicos. Adaptado de [12].	15
2.3	Dependência da condutividade térmica em função das temperaturas, para alguns materiais cerâmicos densos. Adaptado de [11].	16
2.4	Diagrama de fases em equilíbrio do sistema $\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$ [16]	19
2.5	Representação esquemática de duas estruturas em sólidos celulares tridimensionais: (a) espuma cerâmica, (b) esponja cerâmica. Adaptada de [25], artigo cuja figura original não apresenta escala.	23
2.6	Método de espumação direta para produção de cerâmicas macroporosas. Traduzido de [31].	24
2.7	Classificação abrangente para materiais produzidos utilizando-se fibras. Adaptado de [33].	25
2.8	Fluxograma do processo de análise por métodos numéricos. Traduzido e adaptado de [36].	31
2.9	Exemplo de fronteira de Pareto não dominada, em um problema hipotético de maximização da temperatura interna e de minimização da temperatura da face fria de um revestimento cerâmico. Observa-se que a minimização da temperatura da face fria corresponde à maximização do inverso da temperatura da mesma face. Fonte: Wikipedia.	34
2.10	Processo de otimização multi-critério ideal [45].	35
2.11	Analogia representando a procura por soluções ótimas no espaço de busca dos algoritmos: em (a) determinísticos, e em (b) estocásticos [42].	39
3.1	Fluxograma de seleção de materiais utilizando abordagem de filtragem evolutiva.	47
3.2	Procedimento de filtragem evolutiva.	48

3.3	Sistema de aquisição de dados da SENSOFT.	51
3.4	Parede do <i>forno alvo</i> no qual foram medidas as temperaturas. . . .	51
3.5	Desenho esquemático da parede do revestimento cerâmico do forno elétrico resistivo utilizado, e a posição dos termopares representados por setor utilizados para coletar os valores da temperatura durante o ciclo térmico.	52
4.1	Comparativo entre os dados de temperatura levantados experimentalmente no <i>forno alvo</i> e os valores previstos pelo modelo matemático, para uma curva de aquecimento de aproximadamente 2C/min. Foram comparados os dados obtidos a 2mm, a 2cm e a 4cm da face quente do forno.	60
4.2	Comparativo entre os dados de temperatura levantados experimentalmente no <i>forno de validação</i> e os valores previstos pelo modelo matemático para as mesmas curvas de aquecimento, a 50, 30 e 10C/min.	60
4.3	Resultados do procedimento de filtragem evolutiva: (a) médias da temperatura externa e dos custos de revestimentos ao longo das gerações, normalizados pelo Z-Score; (b) conjunto dos revestimentos otimizados, dispostos no espaço dos objetivos e classificados de acordo com o critério de dominância da fronteira de Pareto a que pertencem; (c) soluções contidas no conjunto otimizado com ampliação na região de 50°C a 80°C com custos de revestimento entre US\$1.450,00/m ² e US\$2.700,00/m ² ; e (d) soluções indicadas pelo TOPSIS para cada um dos cenários I, II e III.	62
4.4	Gráfico de mapa de calor para análise da frequência de pares de produtos nos mesmos sistemas de isolamento do conjunto de soluções otimizadas. Produtos das camadas: (a) interior x intermediária, (b) interior x externa, (c) intermediária x externa.	66

4.5	Análise dos três materiais mais frequentes em cada camada do conjunto de revestimentos otimizados: (a) histograma de frequência absoluta, (b) diagrama de caixa dos custos de revestimento alcançados pelos sistemas dos quais cada produto compõe, (c) diagrama de caixa das temperaturas alcançadas pelos sistemas dos quais cada produto compõe, e (d) as condutividades térmicas de cada produto.	67
4.6	Curva de Pareto não-dominada considerando-se todas as combinações factíveis para o forno elétrico resistivo, dentro das restrições impostas no estudo de caso.	70
4.7	Gráficos dos resultados obtidos das distintas parametrizações: (a) ER x Tempo, (b) IGD x Tempo, (c) ER x Tempo médios das amostras e (d) IGD x Tempo médios das amostras. As barras de erro nos gráficos (c) e (d) são relativas a um desvio padrão da amostra de cada parametrização.	72

ÍNDICE DE EQUAÇÕES

2.1	Equação 2.1: Balanço de calor de um forno no estado estacionário. . .	11
2.2	Equação 2.2: Absorção e dissipação de calor pela estrutura do forno. . .	11
2.3	Equação 2.3: Capacidade calorífica a volume constante.	13
2.4	Equação 2.4: Capacidade calorífica a pressão constante.	13
2.5	Equação 2.5: Diferença entre capacidades caloríficas a pressão e a volume constantes.	14
2.6	Equação 2.6: Expansão/Retração térmica linear de um material. . . .	14
2.7	Equação 2.7: Coeficiente de compressibilidade volumétrica.	14
2.8	Equação 2.8: Equação de Fourier.	15
3.1	Equação 3.1: Equação variacional do calor na forma fraca a ser re- solvida por elementos finitos.	54

ÍNDICE DE ABREVIATURAS

AES *alkaline earth silicates* – Silicatos alcalinoterrosos

AGMO Algoritmos genéticos multi-objetivos

AHP *Analytic Hierarchy Process* (nome de algoritmo)

EDPs Equações diferenciais parciais

ER *Error Ratio* – Métrica de desempenho de algoritmos multi-objetivo

FEM *Finite Element Method* – Método dos Elementos

FER Forno elétrico resistivo

HiTemp *HiTemp Soluções Tecnológicas* (empresa)

HTIW *High Temperature Insulation Wool* – Lã de isolamento de alta temperatura

IARC *International Agency for Research on Cancer* – Agência Internacional de Pesquisa sobre o Câncer

IGD *Inverted Generational Distance* – Métrica de desempenho de algoritmos multi-objetivo

IUPAC *International Union of Pure and Applied Chemistry*

MODE Algoritmo de evolução diferencial multi-objetivo (nome de algoritmo)

MOGA *Multi-objective Genetic Algorithm* (nome de algoritmo)

NPGA *Niched Pareto Genetic Algorithm* (nome de algoritmo)

NSGA *Non-dominated sorting Genetic Algorithm* (nome de algoritmo)

NSGA II *Fast non-dominated sorting Genetic Algorithm* (nome de algoritmo)

OMOEA *Multi-objective Evolutionary Algorithm* (nome de algoritmo)

OMS Organização Mundial da Saúde

OSHA *Occupational Safety and Healthy Agency* – Agência de Segurança e Saúde Ocupacional

PAES *Pareto-Archived Evolution Strategy* (nome de algoritmo)

PCW *polycrystalline wool* – Lã de fibras policristalinas

PET Polietileno Tereftalato

RCF *refractory ceramic fiber* – Fibras cerâmicas refratárias

RDGA *Rank-Density Based Genetic Algorithm* (nome de algoritmo)

RWGA *Random Weighted Genetic Algorithm* (nome de algoritmo)

SPEA *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (nome de algoritmo)

TOPSIS *Technique of Ranking Preferences by Similarity to the Ideal Solution*
(nome de algoritmo)

VIKOR *Multicriteria Optimization and Compromise Solution* (nome de algoritmo))

ÍNDICE DE SÍMBOLOS

H_F - Total de energia térmica fornecida ao sistema pela fonte de calor;

H_C - Energia térmica útil absorvida pela carga;

H_S - Absorção de energia pela estrutura do forno;

H_G - Perda de energia pelos gases;

A_i - Área interna das paredes do forno;

A_o - Área externa das paredes do forno;

k - Condutividade térmica;

h - coeficiente de transferência de calor por convecção;

T_a - Temperatura do ambiente externo ao forno;

T_i - Temperatura da superfície interna do forno (face quente);

T_o - Temperatura da superfície externa do forno (face fria);

σ - Constante de Stefan-Boltzmann ;

ε - Emissividade das paredes do forno;

SiO_2 - Sílica;

ZrO_2 - Zircônia;

Al_2O_3 - Alumina;

CaO - Magnésia;

SiC - Carbetto de Silício;

H_2 - Hidrogênio gasoso;

$3Al_2O_3 \cdot 2SiO_2$ - Mulita;

C_P - Capacidade calorífica a pressão constante;

C_V - Capacidade calorífica a pressão constante;

Q - Quantidade de calor;

T - Temperatura;

E - Energia interna;

H - Entalpia;

R - Constante geral dos gases;

α - Coeficiente de expansão térmica do material;

V_m - Volume molar do material;

β - Coeficiente de compressibilidade volumétrica;

V - Volume do material;

p - Pressão imposta no material;

\dot{Q} - Fluxo de calor;

A_t - Área transversal ao fluxo de calor;

ΔT - Gradiente de temperatura;

Δx - Espessura do material na direção do fluxo de calor;

l_0 - Comprimento inicial de um material;

l_F - Comprimento final após expansão/retração térmica;

α_L - Coeficiente de expansão térmica linear;

T_0 - Temperatura inicial;

T_F - Temperatura final;

u - Solução de uma equação diferencial;

C_J - Parâmetros determinados para que as equações diferenciais sejam satisfeitas;

Φ_J - Funções de aproximação para as condições de contorno no método dos elementos finitos;

ρ - Densidade de um material;

c - Calor específico;

t - Tempo;

i, j - Componentes cartesianos;

k_{ij} - Componentes cartesianos do tensor de condutividade;

Q_V - Geração interna de calor por unidade de volume;

x_i, x_j - Componentes cartesianas da posição;

- Condição de contorno;

s_k - Coordenadas de um ponto na superfície do contorno

q_a - Fluxo de calor aplicado

q_c - Fluxo de calor convectivo

q_r - Fluxo de calor radiativo

X - Vetor de variáveis de entrada;

- X^* - Conjunto de variáveis de entrada para as quais o vetor resposta é ótimo;
- y - Vetor de variáveis resposta;
- f - função objetivo;
- P_t - População de indivíduos de uma geração;
- N - Número de indivíduos por geração;
- Q_t - População de descendentes de uma geração;
- R_t - União das populações de indivíduos e seus descendentes;
- P_{t+1} - População de indivíduos da geração seguinte;
- F_j - Fronteira de pareto de ranque j ;
- Q_{t+1} - População de descendentes da geração seguinte;
- l - Total de indivíduos numa determinada fronteira F_i ;
- $dist(F^i)$ - Função que mede a "Distância de Aglomeração" de um indivíduo i especificamente na fronteira F ;
- m - Objetivo de otimização;
- $\Psi_j(m)$ - Aptidão do indivíduo j no objetivo m ;
- f_m^{max} - Maior valor de aptidão da fronteira para o objetivo m ;
- f_m^{min} - Menor valor de aptidão da fronteira para o objetivo m ;
- $i.rank$ - Atributo do indivíduo i relativo à qual ranque da fronteira de Pareto este pertence;
- $i.dist$ - Atributo do indivíduo i relativo à soma da "Distância de Aglomeração" que este possui ($dist(F^i)$) em cada fronteira (F_j).

1 INTRODUÇÃO

Temperaturas muito superiores às observadas no ambiente são requeridas para acelerar diversas reações químicas e físicas na matéria [1]. Desde que o homem dominou o fogo, foi possível um controle cada vez maior sobre tais transformações ao longo da história, alcançando-se, assim, melhores condições de vida e um domínio evidente sobre as demais espécies. Ao entrar na Idade do Bronze, precisou-se de ambientes térmicos protegidos a fim de alcançar as temperaturas necessárias para extrair materiais metálicos de seus respectivos minérios e moldá-los com o intuito de auxiliar em tarefas cotidianas [2], propiciando assim o surgimento dos primeiros fornos.

Atualmente, processos de aquecimento em geral são necessários para o bem-estar da sociedade, à medida em que são fundamentais para a produção de grande parte dos produtos que nos cercam, o que faz da tecnologia de fornos um fator chave para diversas indústrias alcançarem maior competitividade. Tais processos podem ser classificados como de baixa ou de alta temperatura, embora não haja um valor limite que defina claramente esta divisão.

Fornos para ambos os processos de baixa e de alta temperatura devem isolar o ambiente interno, no qual ocorre o aquecimento, do ambiente externo em que se encontra. Quanto mais eficaz esse isolamento, melhor é o equipamento em termos de eficiência energética e de precisão no controle da curva de aquecimento [2]. Portanto, a otimização de processos, principalmente os de alta temperatura, passa por uma melhoria dos fornos, que por sua vez dependem do aumento da capacidade de isolamento térmico que os compõem. Tal melhoria pode ser obtida pela otimização do sistema refratário que isola o ambiente térmico do forno, aumentando, assim, o aproveitamento do calor gerado para o aquecimento da carga.

No entanto, a escolha dos isolantes térmicos de um forno é um problema de

decisão multi-critério, isto é, deve-se levar em consideração não apenas o desempenho térmico, mas também o custo, espessura das paredes, a resistência à corrosão, a durabilidade, entre outros fatores. Assim, o custo de fabricar diversos fornos para medir empiricamente todos os indicadores de seus desempenhos relativos é alto, além de consumir tempo e materiais, o que pode ser impeditivo para uma otimização abrangente. Para contornar este problema, pode-se utilizar simulações computacionais via método dos elementos finitos (*Finite Element Method* – FEM) que permitam explorar diferentes configurações do sistema refratário e calcular, por exemplo, seu desempenho térmico por método numérico. FEM é uma poderosa ferramenta que permite a simulação de problemas com alto grau de complexidade tais como os de transferência de calor, auxiliando na tomada de decisão em projetos industriais [3].

Outro problema que surge, ainda que se utilize FEM, é o número de possibilidades resultantes das combinações de materiais utilizados em cada camada e suas respectivas espessuras. Em 2009 estimava-se que haveria mais de 80.000 materiais distintos no mundo [4], e este número tem crescido cada vez mais rapidamente. Logo são necessárias ferramentas que mitiguem os efeitos da grande quantidade de combinações para produtos multi-componentes, que no caso dos sistemas refratários pode chegar a ordens de grandeza de 10^5 para cerca de 120 opções de materiais cerâmicos com espessuras variadas, utilizando-se 3 camadas distintas de refratários. A depender da complexidade do modelo e do poder computacional disponível, poderia ser impraticável para o engenheiro responsável pelo projeto de tal revestimento calcular o desempenho térmico de cada uma das possibilidades em tempo hábil e com qualidade aceitável.

Pode-se utilizar estratégias de otimização que calculem o desempenho de uma pequena fração dessas configurações e consigam, ainda assim, chegar a resultados próximos do ótimo [5]. O caráter não-linear das propriedades dos materiais e o fato das espessuras comercialmente disponíveis formarem um conjunto discreto, fazem com que cenários com múltiplas escolhas sejam muito complexos para serem otimizados por métodos convencionais, e, portanto, se faz necessário

o uso de técnicas mais sofisticadas [6].

Uma possível estratégia se dá por meio da utilização de algoritmos genéticos (*Genetic Algorithms – GA*), que baseados em operadores que simulam a teoria da Seleção Natural de Darwin [7], fazem com que o conjunto de soluções evolua a cada iteração em busca da convergência para melhores aptidões. Assim, combinando o poder destas duas técnicas, FEM e GA, pode-se visualizar cenários de configurações dos sistemas refratários que sejam vantajosos com pouco conhecimento prévio, e então analisar com maiores detalhes apenas as soluções viáveis que apresentarem maior potencial.

Tendo em vista esta contextualização, o atual projeto de pesquisa buscou explorar uma metodologia computacional para auxiliar na seleção de sistemas refratários de isolamento térmico para fornos de alta temperatura, baseando-se em um estudo de caso de um forno elétrico resistivo com foco na redução simultânea da temperatura da face fria e do custo do revestimento. Com este procedimento computacional híbrido, basta que o decisor obtenha dados experimentais precisos sobre as propriedades dos materiais, forneça as restrições de projeto que delimitarão quais configurações são permitidas, e então faça comparações a partir de um universo reduzido de possibilidades, o qual é resultante das soluções candidatas mais relevantes encontradas pela abordagem proposta.

1.1 Objetivos Gerais

Desenvolvimento de uma ferramenta computacional a partir de ferramentas de acesso gratuito que auxilie especialistas na seleção de sistemas de isolamento térmico para fornos de alta temperatura, principalmente nos casos de: sistemas de isolamento multi-componentes; grande número de materiais candidatos; fornos com geometrias complexas; fornos cujas simulações demandem alto custo computacional. A partir desta ferramenta deve ser possível obter, de forma bastante eficiente, configurações de refratários com melhor relação custo-benefício envolvendo a temperatura da superfície externa e o custo total do revestimento, segundo critérios e faixas de restrições preestabelecidos. Obtenção de novos

conhecimentos acerca dos sistemas refratários e de compreensão, a partir de análise dos resultados, da razão pela qual as configurações produzidas pelo processo de otimização foram, de fato, escolhidas.

1.2 Objetivos Específicos

- Coleta de dados de materiais isolantes térmicos a partir de informações disponibilizadas pelos fabricantes, e consequente determinação da quantidade de produtos de isolamento térmico disponíveis.
- Determinação das restrições de espessuras mínimas e máximas, número de camadas, bem como da utilização de materiais em cada camada.
- Monitoramento das temperaturas internas do forno, as temperaturas das superfícies interna e externa do revestimento refratário de um forno elétrico resistivo¹ durante a operação num ciclo térmico até 1600°C, utilizando-se materiais com propriedades conhecidas.;
- Construção de um modelo para a simulação computacional multi-física via método dos elementos finitos, utilizando a biblioteca de livre acesso FEnICs do Python ² para validar os modelos a partir dos dados coletados no forno elétrico resistivo;
- Desenvolvimento, em linguagem Python, de um roteiro de otimização estocástica multicritério de fornos elétricos resistivos, baseado em simulações computacionais via método dos elementos finitos;
- Aplicação do modelo de otimização multicritério para a obtenção dos sistemas refratários de maior potencial de isolamento;
- Por fim, análise dos resultados obtidos e conclusões gerais.

¹disponibilizado pela Profa. Dra. Vânia Salvini

²Biblioteca FEnICs encontra-se disponível em <<https://fenicsproject.org/>>.

1.3 Justificativa

O desempenho térmico de fornos elétricos resistivos dependem diretamente do revestimento refratário utilizado e de seus parâmetros: a espessura, número de camadas, a ordem e as propriedades dos materiais empregados. A escolha de um determinado sistema de isolamento térmico baseada na relação entre desempenho e custo no projeto de um forno é uma decisão difícil, dado que as relações entre os indicadores de desempenho e os materiais utilizados não são facilmente compreendidas.

Como a quantidade de possibilidades de configurações do sistema refratário é muito grande (da ordem de 10^5 para cerca de 120 opções de produtos cerâmicos de diversas espessuras e 3 camadas de refratários, tal como utilizada nesta pesquisa), é necessária uma metodologia que permita otimizar tal sistema com a construção do mínimo de configurações possível, uma vez que a avaliação do desempenho de cada uma destas em laboratório é financeiramente custosa, além de consumir tempo e materiais.

Aliando-se um modelo em elementos finitos que seja sustentado por medidas experimentais em um forno real e um algoritmo evolutivo de otimização multicritério, comprovar-se-á a possibilidade de gerar configurações de revestimentos cerâmicos refratários com alto potencial de isolamento térmico e menor custo, explorando uma pequena porcentagem do total de configurações possíveis via modelo computacional.

Assim, este trabalho tem sua relevância acadêmica justificada pela originalidade em se utilizar um método de otimização multi-critério como mecanismo de filtragem durante a seleção de materiais para isolamento térmico de fornos de alta temperatura

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 Fornos

Fornos são unidades de aquecimento que utilizam uma fonte de calor para aquecer uma carga, e nela causar as transformações físico-químicas desejadas. Eles podem ser divididos, basicamente, entre fornos a combustão e elétricos. Nos a combustão, mais amplamente utilizados, o tipo de combustível poderá influenciar no projeto do forno, e outras subclassificações podem levar em conta o local em que ocorre a combustão e como seus produtos são expelidos. Já os fornos elétricos resistivos (FER) utilizam o calor gerado pelo efeito Joule em elementos de aquecimento que ficam nas paredes da câmara do forno (resistências) para transmití-lo à carga, principalmente por meio de radiação e convecção [8]. Embora não haja nestes últimos perdas energéticas por meio dos gases gerados na combustão, há de se considerar que ocorrem perdas equivalentes, ou até maiores, nas etapas de geração da energia elétrica, como no caso das termoelétricas. Isto faz com que a eletricidade seja, em média, mais cara do que os combustíveis como fonte de energia em fornos [9].

2.1.1 Fornos Elétricos Resistivos

Apesar do uso de resistências elétricas geralmente envolver maiores custos, FERs são bastante utilizados devido às suas vantagens: **i)** temperaturas acima de 2000°C podem ser obtidas em sua câmara interna; **ii)** as cargas podem ser aquecidas uniformemente se as resistências forem colocadas apropriadamente nas paredes do forno, e/ou com o auxílio de ventilação forçada na atmosfera interna do mesmo; **iii)** a implantação de um sistema automático do controle de potência é relativamente fácil, permitindo maior domínio das condições de tempe-

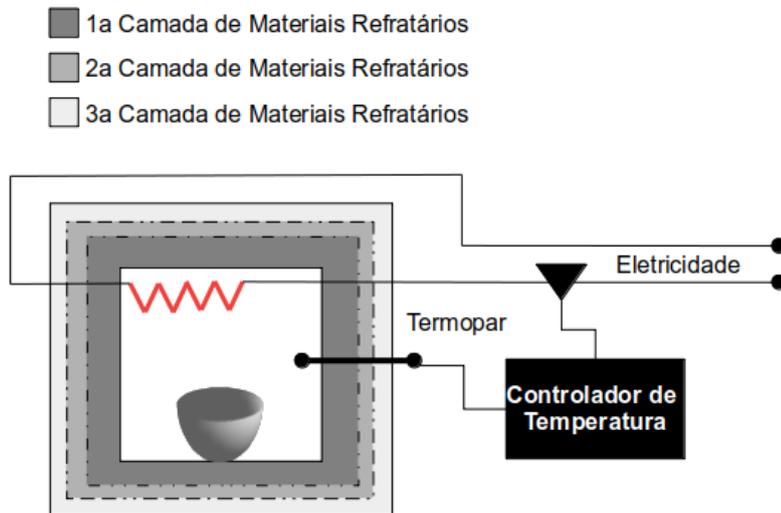


Figura 2.1: Típica câmara de aquecimento de forno elétrico resistivo.
Adaptada de [8]

ratura em que o forno opera; **iv)** são prontamente adaptáveis em qualquer linha de montagem, exigindo pouca mão de obra e garantindo agilidade; **v)** são geralmente mais compactos que fornos a combustão; **vi)** por fim, devido ao fato de não envolverem queima de combustíveis, estão ainda associados a maiores níveis de segurança.

De maneira geral, tais fornos consistem de uma câmara, formada por um revestimento interno composto por camadas de materiais refratários que sustentam tanto a carga a ser aquecida quanto as resistências, e por uma camada de material isolante que separa a câmara de uma carcaça metálica externa. Todos os componentes do forno, inclusive as resistências, são feitos de aços resistentes ao calor, aços refratários e outros materiais refratários [9]. A Figura 2.1 [8] apresenta uma ilustração esquemática de uma câmara de aquecimento típica de um forno elétrico resistivo.

Os FER podem ser classificados de diversas formas, tal como o modo com que a carga a ser aquecida é colocada no forno, mantida e retirada, ou pela sua faixa de temperatura de uso. Com relação ao primeiro critério, dividem-se principalmente entre: **i)** fornos a bateladas, aqueles em que um lote de cargas

é colocado no forno por uma pessoa ou por um robô, aquecido e retirado com o forno ainda resfriando, ou já resfriado, antes do próximo lote. Nesses fornos, a cada troca de lote pode gerar perdas significativas de calor; **ii)** fornos de uso contínuo, no qual as cargas são movimentadas sequencialmente do início ao fim do forno enquanto são aquecidas, evitando que seja necessário resfriá-lo e reaquecê-lo [8, 9]. Já com relação à temperatura de uso, são classificados como segue [8]:

1. Até 600°C: A convecção, natural ou forçada, tem papel importante na transferência de calor da resistência para a carga;
2. De 600°C a 1200-1300°C: A transferência de calor é dominada pela radiação;
3. Acima de 1200-1300°C: Se não houver atmosfera controlada, é necessário utilizar uma resistência não metálica.

2.1.2 Eficiência Energética de Fornos

A dinâmica de aquecimento em um forno passa por algumas etapas que, segundo [9], podem ser separadas da seguinte forma:

1. Uma porção do calor gerado pela fonte de calor (chama ou resistência) é liberada como radiação diretamente para a carga e para as superfícies internas do forno (paredes, piso e teto);
2. Os gases de combustão no caso do aquecimento por chama, ou os gases aquecidos próximos à resistência, fluem para perto da carga e circulam pelo forno. Por onde passam, liberam calor tanto por convecção quanto pela radiação emitida pelos gases (principalmente dióxido de carbono e vapor d'água);

3. Concomitantemente ao processo 2, à medida que as superfícies sólidas começam a absorver calor, suas temperaturas aumentam. As superfícies das cerâmicas refratárias, por terem menor condutividade térmica, sofrem um aumento mais rápido da temperatura superficial e se tornam boas emissoras de radiação, ajudando na transferência de calor à carga. Tal radiação secundária é considerada a principal fonte de transferência de calor para a carga em fornos operando acima de cerca de 760°C;
4. No caso de fornos à combustão, os gases devem ser direcionados para algum dispositivo de reaproveitamento de calor.

O termo eficiência energética, quando relacionado à engenharia de fornos industriais, pode ser considerado como a porcentagem de energia útil, isto é, a quantidade de energia absorvida de fato pela carga para causar as transformações químicas e físicas desejadas, em relação a energia total utilizada no aquecimento do forno. A maioria dos fornos utilizados em processos a altas temperaturas apresentam baixa eficiência energética, tipicamente na faixa de 30 a 60% [9] ou 5% a 35% [2]. Já as caldeiras, que operam em baixas temperaturas, apresentam valores de eficiência da ordem de 70 a 90% [9] ou de 50 a 60% [2].

As diferenças nos valores de eficiência térmica reportados por [2, 9] podem ser fruto do uso de sistemas de recuperação de calor, como preaquecimento da atmosfera e da carga, que aumentariam a eficiência energética nos casos mencionados em [9]. Os autores de ambas as fontes argumentam ainda, que a diferença de eficiência entre os processos de altas e os de baixas temperaturas deve-se principalmente à temperatura final do material sendo aquecido, pois no primeiro caso a carga chega a uma temperatura mais próxima à da fonte de calor, reduzindo a força motriz para transferência de calor.

Para um forno operando no estado estacionário, pode-se estabelecer uma equação de balanço de calor como na Equação 2.1:

$$H_F = H_C + H_S + H_G, \quad (2.1)$$

em que, H_F é o total de energia térmica fornecida ao sistema pela fonte de calor (J), H_C é a energia útil absorvida pela carga (J), H_S é a absorção de energia pela estrutura do forno (J) e H_G é a perda de energia pelos gases (J).

A absorção de energia pela estrutura do forno, mais especificamente, compreende o calor que é transferido por condução térmica da superfície interna das paredes, do piso e do teto do forno para a superfície externa, e por fim é dissipado por convecção e radiação das superfícies externas para o ambiente [9]. H_S pode ser quantificado como definido na Equação 2.2:

$$H_S = A_i \cdot k \cdot (T_i - T_o) = A_o \cdot [h \cdot (T_o - T_a) + \sigma \cdot \epsilon \cdot (T_o^4 - T_a^4)], \quad (2.2)$$

onde A_i é a área interna das paredes (m^2), A_o é a área externa das paredes (m^2), k é a condutividade térmica das paredes ($W(m \text{ K})^{-1}$), piso e teto, h é o coeficiente de transferência de calor por convecção ($W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}$), T_a é a temperatura ambiente externa (K), T_i é a temperatura da face quente (superfície interna) (K), T_o é a temperatura da face fria (superfície externa)(K), σ é a constante de Stefan-Boltzmann ($W \cdot m^{-2} \cdot K^{-4}$) e ϵ é a emissividade das paredes (adimensional) [2].

Paredes construídas com sucessivas camadas de materiais cerâmicos densos, camadas de isolantes térmicos refratários, e envoltos por uma carcaça metálica reduzem significativamente a perda de calor das paredes para o ambiente. Usualmente, não deve haver isolamento térmico cobrindo a carcaça metálica, pois há o risco de gases quentes condensarem em sua superfície e causarem corrosão, além do risco de gases quentes provenientes do forno produzirem deformação da carcaça.

As primeiras camadas de refratários podem ser projetadas com materiais densos, devido às melhores propriedades mecânicas, mas que por outro lado resultam em um aumento de temperatura e também em maior transferência de energia térmica por condução. Para compensar essa maior condutividade de calor nas

primeiras camadas do revestimento, são utilizadas camadas de materiais isolantes, cuja capacidade de retenção de calor dependerá do material adotado, de sua morfologia, da própria espessura desta camada e das espessuras e tipos de materiais empregados nas camadas anteriores.

A Tabela 2.1 [9] mostra, para um forno de operação contínua, a porcentagem de redução na transferência de calor por sua parede devido ao uso de isolante térmico em duas espessuras distintas para quatro espessuras de materiais cerâmicos refratários densos. É importante notar que ao quase dobrar a espessura do material isolante, a transferência de calor não foi reduzida proporcionalmente, o que pode ser um inconveniente, já que estes costumam ser mais caros que as cerâmicas densas. Deve-se procurar, portanto, um ponto ótimo entre a espessura do isolante térmico e a redução da transferência térmica.

Tabela 2.1: Redução percentual da energia térmica transferida pelas paredes, piso e teto em forno de uso contínuo, utilizando-se o mesmo material isolante. Adaptada de [9].

Espessura da camada de cerâmicas refratárias densas	Redução da temperatura devido à 6,3 cm de isolante	Redução da temperatura devido à 12.5 cm de isolante
11,4 cm	62%	76%
22,8 cm	46%	65%
34,2 cm	38%	57%
45,6 cm	35%	53%

2.2 Materiais Cerâmicos Refratários

2.2.1 Propriedades Térmicas dos Materiais Cerâmicos

As propriedades térmicas de um material dizem respeito às suas respostas ao fornecer-lhe calor. Quando um sólido absorve energia térmica, sua temperatura é elevada, suas dimensões são alteradas e haverá transporte de calor em

seu volume quando houver gradientes de temperatura. As principais propriedades térmicas dos materiais cerâmicos são a capacidade calorífica (ou capacidade térmica), a condutividade térmica e a expansão térmica. As duas primeiras determinam a difusividade térmica, que por sua vez determina a taxa de transferência no material durante o seu tratamento térmico, fabricação e utilização [10].

Capacidade calorífica é definida como a quantidade de calor necessária para aumentar a temperatura de 1g de material em 1°C, ou para um mol de material quando se utiliza a capacidade calorífica molar. O calor absorvido pelo material é utilizado para aumentar sua energia vibracional, a energia rotacional e o nível de energia dos elétrons, dar origem a defeitos, mudar a orientação magnética e para mudar a sua estrutura, processos estes que influenciam na energia interna do material. A capacidade calorífica geralmente é medida à pressão constante (C_P), mas também pode ser avaliada a volume constante (C_V). Podem ser calculadas como descrito nas Equações 2.3 e 2.4 [10–12]:

$$C_V = \left(\frac{\partial Q}{\partial T}\right)_V = \left(\frac{\partial E}{\partial T}\right)_V, \quad (2.3)$$

$$C_P = \left(\frac{\partial Q}{\partial T}\right)_P = \left(\frac{\partial H}{\partial T}\right)_P, \quad (2.4)$$

em que Q é a quantidade de calor (J), T a temperatura (K), E a energia interna (J) e H a entalpia (J) do material. Os subscritos P e V indicam medidas à pressão constante e a volume constante, respectivamente. Até a temperatura de Debye, C_V é proporcional a T^3 , acima dessa temperatura, no entanto, ambas ficam aproximadamente constantes, por volta de três vezes a constante geral dos gases ($R = 8,31 \text{ J} \cdot \text{K}^{-1} \cdot \text{mol}^{-1}$), podendo apresentar um pequeno aumento linear com acréscimos na temperatura. A diferença entre as duas é aproximada pela Equação 2.5 [12]:

$$C_P - C_V = \frac{(\alpha^2 \cdot V_m \cdot T)}{\beta}, \quad (2.5)$$

tal que α é o coeficiente de expansão térmica linear do material (K^{-1}), uma propriedade térmica que indica em que proporção um material expande em uma determinada direção ao sofrer uma variação de temperatura; V_m é o volume molar do material (L), e β o coeficiente de compressibilidade volumétrica (adimensional). α é dado pela Equação 2.6 e β pela equação 2.7:

$$\frac{(l_F - l_0)}{l_0} = \alpha_L \cdot (T_F - T_0), \quad (2.6)$$

$$\beta = \frac{V_{m-real}}{V_{m-ideal}}, \quad (2.7)$$

nas quais l_0 e l_F (m) representam, respectivamente, os comprimentos inicial e final correspondentes à mudança de temperatura de T_0 para T_F (K), V_{m-real} o volume molar real do material e $V_{m-ideal}$ o volume molar ideal.

Para sólidos e líquidos em temperaturas próximas à do ambiente, a diferença entre C_P e C_V é desprezível [10]. A variação da capacidade calorífica, em relação à temperatura, é ilustrada para alguns materiais na Figura 2.2. A capacidade calorífica é reduzida com o aumento da porosidade, o que corresponde a uma vantagem para os fornos de ciclo rápido, isto é, que devem ser aquecidos e resfriados rapidamente, pois alcançam as temperaturas necessárias de processo mais velozmente e com menos riscos de sofrer trincamento por choque térmico [12].

A condutividade térmica de um material (k) é uma propriedade térmica que representa sua capacidade de conduzir um fluxo de calor entre dois pontos de um material, devido a um gradiente de temperatura entres eles, como formulado na Equação 2.8 (Equação de Fourier) [13]:

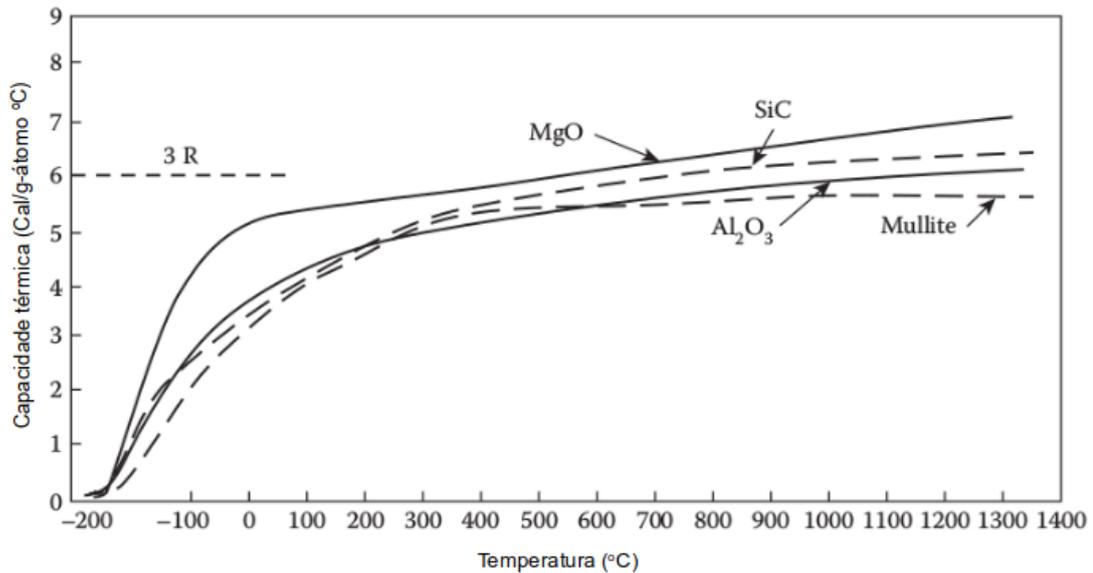


Figura 2.2: Variação da capacidade calorífica em função das temperaturas, para alguns materiais cerâmicos. Adaptado de [12].

$$\dot{Q} = -kA_t\left(\frac{\Delta T}{\Delta x}\right), \quad (2.8)$$

onde \dot{Q} é o fluxo de calor (W), k é a condutividade térmica ($\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$), A_t é a área transversal ao fluxo de calor (m^2), ΔT é o gradiente de temperatura (K), e Δx corresponde à espessura do material na direção do fluxo de calor (m).

Há três mecanismos pelos quais um material sólido conduz energia térmica: **i)** por meio de elétrons livres, como a maioria dos metais, nos quais a mobilidade dos elétrons permite que se desloquem com pequenas quantidades de energia; **ii)** por meio da propagação de fônons, isto é, ondas elásticas que ocorrem devido à vibração dos íons e átomos presentes no reticulado cristalino; e **iii)** por meio de fótons, de relevância menor que os dois mecanismos anteriores em temperaturas baixas.

Como as cerâmicas são sólidos dielétricos e, portanto, não apresentam elétrons livres, o mecanismo mais atuante na condução térmica é por meio de fônons, mecanismo este muito menos efetivo que o por meio de elétrons, devido

aos diversos fatores que causam o seu espalhamento [12], principalmente em maiores temperaturas. Sendo assim, a condutividade térmica das cerâmicas densas diminui com o aumento da temperatura até o ponto em que a radiação térmica se torna relevante, resultando no aumento de condutividade térmica, como mostrado na Figura 2.3 [11, 12]. Outro fator que impacta fortemente na condutividade é a presença de poros, já que a condução através destes é mais lenta devido ao ar aprisionado em seu interior, cuja condutividade térmica é de aproximadamente 0,02 W/mK, e à ineficiente transferência de calor por convecção.

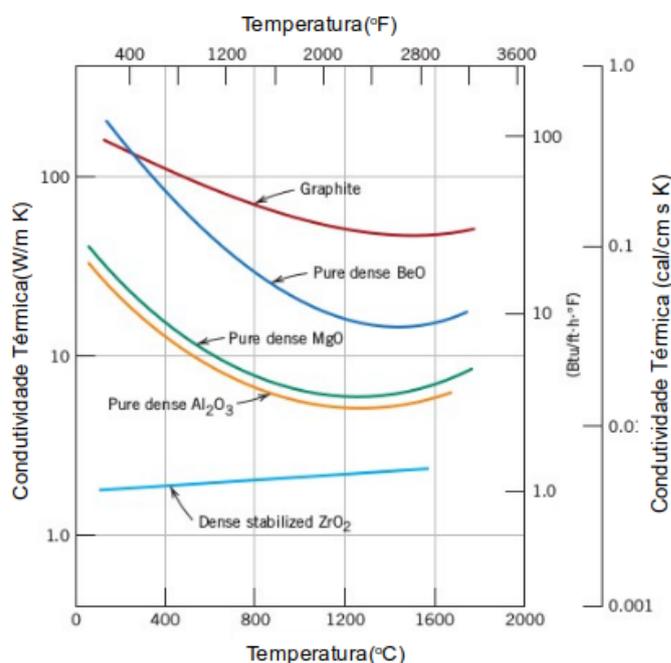


Figura 2.3: Dependência da condutividade térmica em função das temperaturas, para alguns materiais cerâmicos densos. Adaptado de [11].

2.2.2 Classificação dos Materiais Cerâmicos Refratários

Cerâmicas refratárias são materiais multifásicos, fabricados a partir de matérias primas naturais ou sintéticas que contêm óxidos inorgânicos de alto ponto de fusão, como os dos óxidos de Al, Si, Ca, Mg, etc. [14]. Todos os fornos que operam em altas temperaturas são revestidos por ao menos uma camada de ce-

râmica refratária, portanto essas são essenciais para a produção de aço, ferro, alumínio, vidro e outras cerâmicas. Embora muitas vezes não influenciem no maior custo relativo de um processo a alta temperatura, falhas nesses materiais podem incorrer em danos incalculáveis para os trabalhadores, além de grande prejuízo ao produtor devido à manutenção não programada que interrompe toda a produção. Logo, além de alta refratariedade e baixa condutividade térmica, engenheiros devem buscar materiais cerâmicos refratários de qualidade homogênea, confiáveis, e que conseqüentemente apresentem estabilidade em altas temperaturas, baixa permeabilidade e resistências à erosão e à corrosão suficientes para a aplicação em questão [15].

Segundo a norma ABNT NBR 10237 há diversas maneiras de classificar um material cerâmico refratário: pela resistência química ao meio, pela composição química, pela forma, pelo processo de fabricação ou de conformação, quanto à condutividade térmica, entre outras. Uma forma útil e frequente de classificá-los é quanto à sua resistência química ao meio: materiais em que predominam SiO_2 ou ZrO_2 (ou RO_2^1 em geral) são compatíveis com meios quimicamente ácidos, logo são chamados de materiais refratários ácidos; Na mesma lógica, os que predominam Al_2O_3 (ou R_2O_3^1 , em geral) são muitas vezes classificados como neutros, uma vez que alguns são compatíveis tanto com meios quimicamente ácidos quanto básicos; Já os que suportam meios quimicamente básicos, como aqueles em que predominam MgO , magnesianos ou cromomagnesianos (ou RO^1 , em geral), são chamados de básicos. Materiais não classificados, como o SiC , mulita e outros, são chamados de refratários especiais nesta classificação [9].

Com relação à composição química e mineralógica, os materiais cerâmicos refratários podem ser classificados, de forma simplificada, como a seguir:

1. Refratários à base de sílica: Materiais cuja composição química é composta por pelo menos 90% de SiO_2 . O quartzito, que contém por volta de 97% a 99% de SiO_2 e está presente em cerca de 60% da crosta terrestre, é a matéria prima mais utilizada para a fabricação desta classe de refratários.

¹R = cátions em geral

Apresentam bom desempenho em ambientes ácidos, porém são susceptíveis ao choque térmico, quando aquecidos até 900°C, e passíveis de reagir com o hidrogênio (H₂). Suas principais fases cristalográficas são a cristobalita, a tridimita e o quartzo [9].

2. Refratários sílico-aluminosos: São produtos de uso universal que representam a maior parcela da produção dos fabricantes de refratários, já que são amplamente utilizados nas mais variadas indústrias para produção de fornos industriais [9]. São compostos majoritariamente por alumina (Al₂O₃) e sílica (SiO₂), cujas proporções desses componentes definirão suas fases e suas propriedades. Dada a importância destes refratários, vale a pena observar as fases que se formariam em caso de equilíbrio, apresentadas no diagrama de fases da Figura 2.4 [16]. A fase mulita, de fórmula química 3Al₂O₃.2SiO₂, tem alto ponto de fusão (~1850°C) e é responsável pela refratariedade dos materiais sílico-aluminosos com até cerca de 70% de alumina. Em composições com teores de alumina superiores, é observada uma outra fase concorrente à mulita, o corindon (ou α-alumina), cuja temperatura de fusão alcança cerca de 2040°C. O corindon é, portanto, a principal fase cristalina do que se conhece por alta-alumina (composições com mais de 80% de Al₂O₃) [17].
3. Refratários magnesianos: São produtos que contêm teores superiores a 80% de MgO, e são conhecidos por suportarem os meios quimicamente básicos, típicos da indústria siderúrgica, e caracterizados por sua refratariedade extremamente alta, da ordem de 2800°C. [9].

Resume-se na Tabela 2.2 [9] as características mais frequentes de alguns dos refratários cerâmicos mais comuns, relacionando suas composições químicas, fases minerais presentes, e a que classe e família pertencem. Os refratários de alumina e os sílico-aluminosos compreendem a maior parte dos materiais comerciais utilizados para isolamento térmico em fornos elétricos resistivos no mercado mundial.

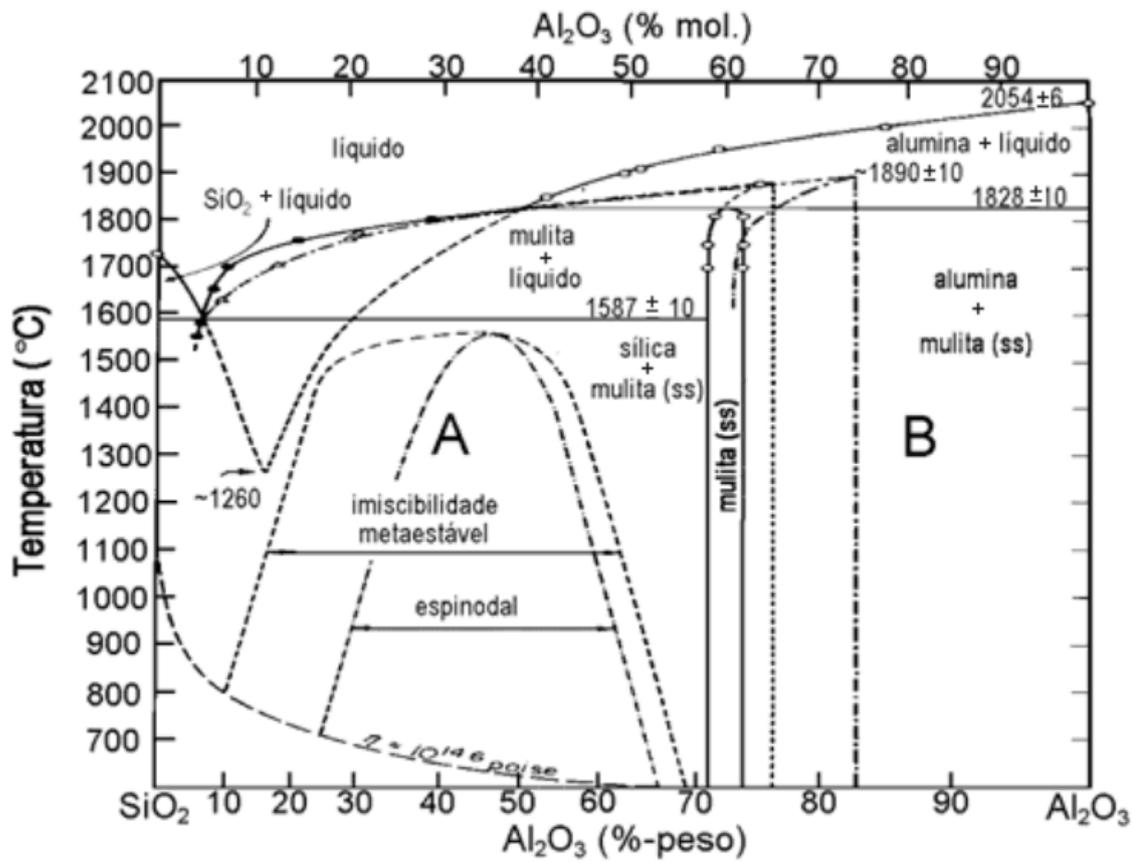


Figura 2.4: Diagrama de fases em equilíbrio do sistema SiO_2 - Al_2O_3 [16]

Tabela 2.2: Principais tendências das propriedades de alguns dos materiais refratários mais comuns, suas fases predominantes, composições químicas dessas fases, e a que classe e família pertencem. Adaptada de [9].

Família	Classe	Composição Química	Fases Minerais	Características Principais
SiO ₂	Sílica e Ácido	SiO ₂	Tridimita, Quartzo e Cristobalita	<ul style="list-style-type: none"> - Alta resistência à alta temperatura; - Expansão térmica residual; - Baixa densidade; - Alto coeficiente de expansão térmica a baixa temperatura; - Baixo coeficiente de expansão térmica em alta temperatura.
SiO ₂	Sílica Fundida e Ácido	SiO ₂	Quartzo Vítreo	<ul style="list-style-type: none"> - Baixo coeficiente de expansão térmica; - Alta resistência mecânica; - Baixa condutividade térmica; - Baixa densidade.
Al ₂ O ₃	Alumina e Neutro Alta Alumina e Neutro	Al ₂ O ₃ Al ₂ O ₃ e SiO ₂	Corindon, Mulita e Alumina-Beta	<ul style="list-style-type: none"> - Alta refratariedade; - Alta resistência mecânica; - Alta penetração de escória; - Alta densidade; - Condutividade térmica relativamente alta.
Al ₂ O ₃ e SiO ₂	Sílico-Aluminoso e Ácido	Al ₂ O ₃ e SiO ₂	Mulita Cristobalita	<ul style="list-style-type: none"> - Baixo coeficiente de expansão térmica; - Baixa condutividade térmica; - Alta resistência à alta temperatura; - Alta penetração de escória.
MgO	Magnésia e Básico	MgO	Periclase	<ul style="list-style-type: none"> - Alta refratariedade; - Resistência mecânica relativamente baixa em alta temperatura; - Alta resistência química à escória básica; - Baixa resistência ao choque térmico; - Baixa durabilidade à elevada umidade.

2.2.3 Isolantes Térmicos Refratários

Para economizar energia no aquecimento de um forno, é necessário evitar que o calor gerado seja transportado de sua câmara interna, fenômeno que acontece simultaneamente por radiação, convecção e condução. Para reduzir as perdas radiativas, pode-se utilizar *coatings* de alta refletividade e/ou emissividade [9, 18]. As perdas por convecção podem ser diminuídas utilizando-se boa vedação na câmara interna, recuperação térmica dos gases de combustão, materiais densos, ou se forem porosos, com poros de tamanhos otimizados [19, 20] e com pouca conexão entre eles [9]. Quando se trata de redução das perdas por condução, é preciso utilizar materiais com baixa condutividade térmica próximos à região de aquecimento.

A maioria dos materiais cerâmicos refratários apresentam baixas condutividades térmicas a altas temperaturas, principalmente quando comparados aos metais. Porém, quando se deseja minimizar a perda de calor por condução sem que se aumente exageradamente a espessura e o peso do revestimento, é preciso selecionar materiais de um grupo mais específico de refratários, os isolantes térmicos de baixa densidade [21].

Isolantes térmicos refratários contêm em sua microestrutura espaços preenchidos por gases estagnados, constituindo grandes frações volumétricas de vazios, o que os tornam compósitos cerâmico-gás (geralmente ar), reduzindo a densidade, a capacidade térmica e a condutividade do sólido em questão. Isso ainda garante que eles não absorvam grandes quantidades de calor, reduzam a perda de calor para o ambiente externo, além de alterarem as velocidades de aquecimento e resfriamento permitidas para o forno [22]. Sendo uma estrutura de poros interconectados, esses isolantes estarão sujeitos à penetração e à saturação de líquidos quentes e a ataques químicos por gases agressivos. Por isso, evita-se utilizá-los diretamente em contato com líquidos de qualquer tipo, assim como em conjunto com vapores que podem condensar e com gases que apresentem reatividade, ainda que mínima [23].

Entretanto, ao se colocar esses materiais entre a camada de refratários cerâmicos densos da face quente e a carcaça metálica que separa a câmara interna do exterior, duas consequências justificam sua utilização: **i)** o isolante impede que a temperatura da carcaça alcance níveis que comprometam sua integridade mecânica ou que ofereçam perigo aos trabalhadores em sua volta; e **ii)** também reduz-se o fluxo de calor através do revestimento, acumulando-o na câmara interna e, portanto, aumentando a eficiência no consumo de combustível ou de energia elétrica. Em condições mais seguras, recomenda-se, ainda, construir a parede dos fornos inteiramente com isolantes térmicos refratários, para maximizar o isolamento térmico.

Os isolantes térmicos refratários podem ser classificados em celulares ou fibrosos, segundo sua forma e microestrutura. O uso de refratários celulares em isolamento térmico precede o advento das fibras cerâmicas: os tijolos refratários (*insulating firebrick*) datam do século XIX [23], enquanto os fibrosos surgiram apenas em meados do século XX.

O termo “celular” engloba os sólidos que são caracterizados por conter arranjos regulares de células poliedrais ocas interconectadas, isto é, estruturas com poros abertos ou fechados e ligados entre si [24], como as esponjas cerâmicas e as espumas cerâmicas. Já os materiais fibrosos são compostos por fibras alongadas, com espessura (ou diâmetro) menor que 250 μm e razão de aspecto de, no mínimo 100, isto é, seu comprimento deve ter pelo menos 100 vezes a dimensão de sua espessura (ou diâmetro) [22].

Nas espumas cerâmicas há material tanto nas arestas quanto nas faces dos poliedros que formam as células, resultando em poros fechados como representado de forma esquemática na Figura 2.5(a), enquanto que nas esponjas cerâmicas todo o material está localizado apenas nas arestas dos poliedros, formando poros abertos, também representado de forma esquemática na Figura 2.5(b) [25–27]. As propriedades de isolamento térmico das espumas cerâmicas são melhores devido à menor permeabilidade dos poros fechados [20, 24] e, por isso, são utilizados como isolantes térmicos refratários.

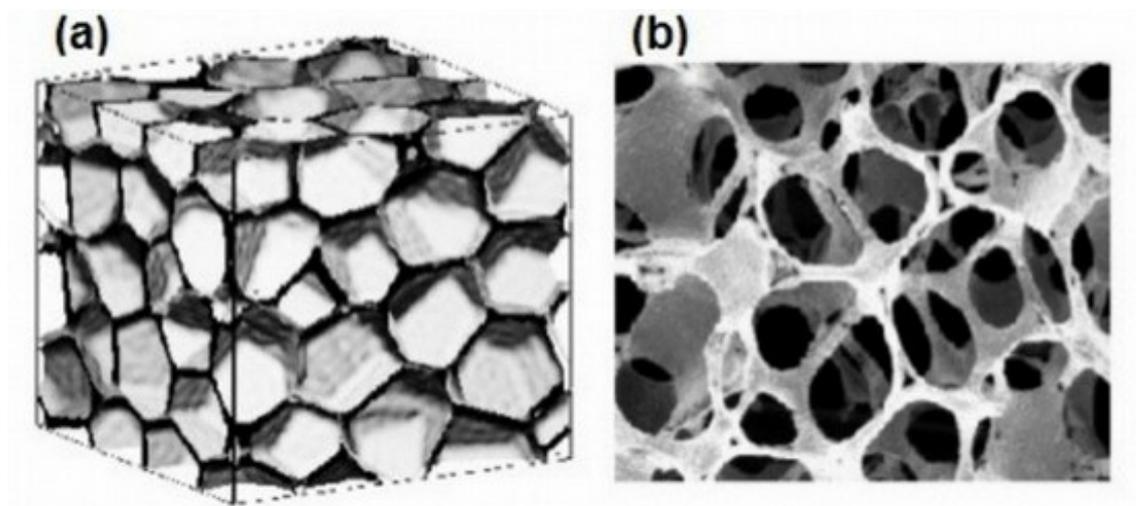


Figura 2.5: Representação esquemática de duas estruturas em sólidos celulares tridimensionais: (a) espuma cerâmica, (b) esponja cerâmica. Adaptada de [25], artigo cuja figura original não apresenta escala.

Vivaldini *et al.* [20] argumentam que a condutividade térmica de cerâmicas celulares é função da composição química e da microestrutura da fração sólida da espuma e, além disso, que poros fechados na faixa de $0,4 \mu\text{m}$ a $0,5 \mu\text{m}$ são mais eficazes na redução da condutividade térmica, devido à menor permeabilidade e elevada capacidade de espalhamento conferida à microestrutura, resguardados os efeitos de sinterização induzida e instabilidade dimensional volumétrica [28]. Em estudo mais recente, Pelissari *et al.* [19] mostraram via simulação térmica por elementos finitos que a faixa de tamanho ótimo dos poros é independente do material utilizado, sendo esta faixa mais ampla que a reportada anteriormente, $0,5$ a $3,0 \mu\text{m}$.

Os materiais porosos podem ser classificados, segundo a União Internacional de Química Pura e Aplicada (IUPAC – *International Union of Pure and Applied Chemistry*), com relação ao tamanho dos poros, tal que quando apresentam diâmetros que excedam 50 nm são chamados de macroporosos. Aqueles cujos diâmetros estão entre 50 nm e 2 nm são denominados mesoporosos e os que apresentam diâmetros inferiores a 2 nm são conhecidos como microporosos. Como as faixas de tamanho ótimo dos poros reportados estão na ordem de microns para aplicações em que se deseja isolamento térmico [19, 20], as

cerâmicas macroporosas são as mais relevantes [29].

As técnicas mais utilizadas para a produção de materiais cerâmicos macroporosos são via: **i)** Sinterização parcial; **ii)** Materiais de sacrifício; **iii)** Produção por réplica; e **iv)** Espumação direta [30, 31]. A escolha do processamento a ser utilizado dependerá da microestrutura final que se deseja. Como o que se almeja é minimizar a transferência de energia através do revestimento cerâmico, Salvini *et al.* [29] concluem que o processo de espumação direta é o mais indicado, pois proporciona um grande volume de poros esféricos, pequenos e fechados, a um baixo custo.

A espumação direta, como mostra a Figura 2.6 [31], consiste em produzir materiais porosos ao se incorporar gás na suspensão ou meio líquido, garantir a estabilidade das bolhas geradas e, em seguida, sinterizar para fortalecer a estrutura. Existem diversas rotas de processamento por esta técnica, sendo que as principais diferenças entre elas são com relação à maneira de incorporação de gases e/ou estabilização da espuma. A incorporação de gases pode ocorrer por agitação mecânica, injeção de gases a alta pressão, introdução de agentes expansivos ou por geração *in situ* por meio de reações. A estabilização da espuma pode ser efetuada com uso de surfactantes ou de partículas, que atuam de maneira a reduzir a tensão superficial da interface líquido-gás a fim de tornar as bolhas termodinamicamente estáveis [28, 31].

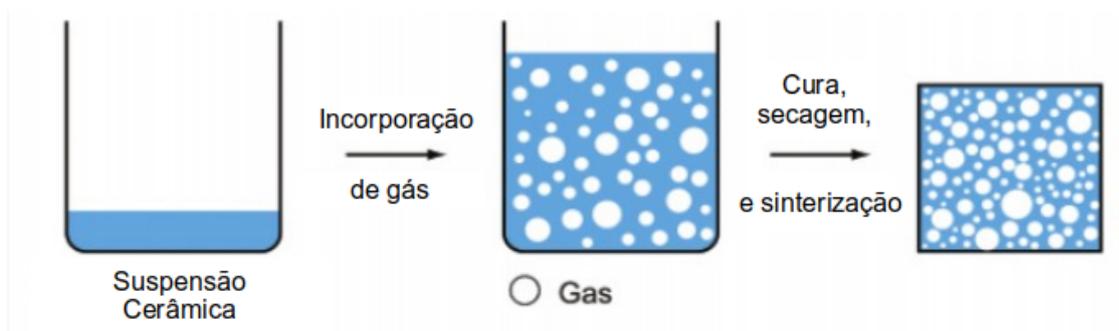


Figura 2.6: Método de espumação direta para produção de cerâmicas macroporosas. Traduzido de [31].

Enquanto o conceito de sólidos celulares envolve a introdução de espaços gasosos quasi descontínuos num sólido contínuo, o de materiais fibrosos é caracterizado pela introdução de sólidos quasi descontínuos em um meio gasoso contínuo [22]. As fibras cerâmicas podem ser classificadas com relação às suas origens, isto é, de fontes naturais ou fabricadas pelo homem (artificiais), se são orgânicas ou inorgânicas (minerais), e ainda entre amorfos (vítreatos) e cristalinos (e os respectivos graus de cristalinidade) [32]. Um resumo desta classificação é apresentada na Figura 2.7 [33] com respectivos exemplos.

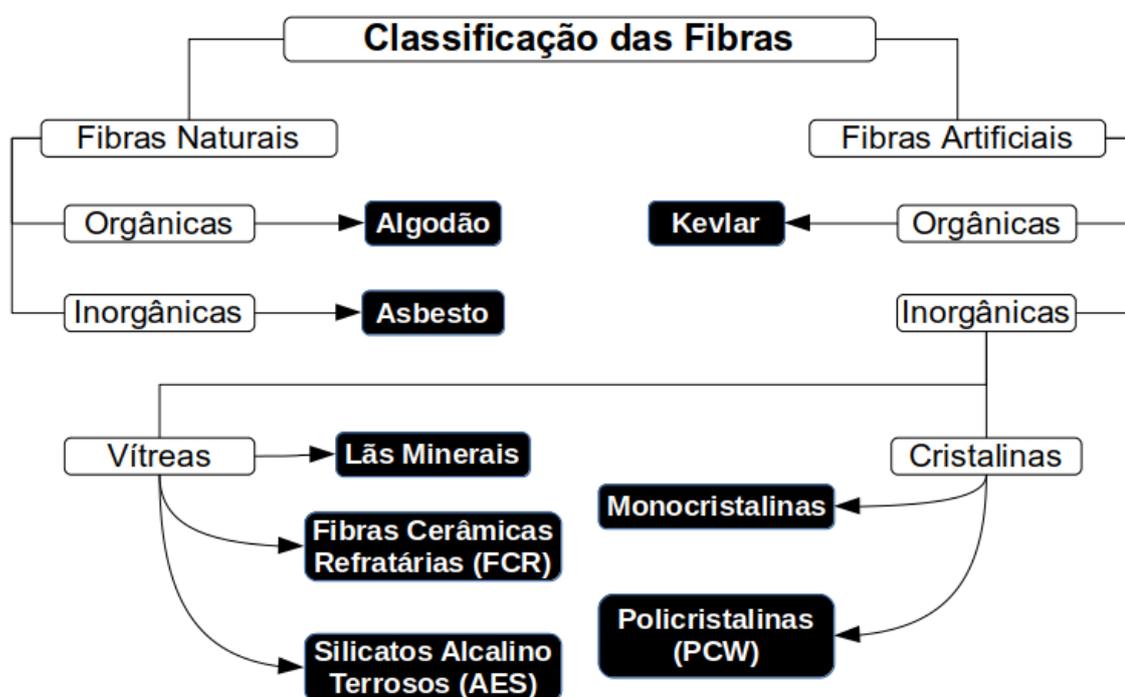


Figura 2.7: Classificação abrangente para materiais produzidos utilizando-se fibras. Adaptado de [33].

Algodão, linho e cânhamo, entre muitas outras são exemplos de fibras orgânicas naturais, enquanto fibras de carbono, poliéster e kevlar são alguns dos materiais compostos por fibras orgânicas criadas pelo homem. Sepiolita, wollastonita e asbesto são exemplos de minerais dos quais se constituem algumas das fibras inorgânicas naturais. O asbesto, cuja fibra é conhecida popularmente como amianto, foi amplamente utilizado para isolamento térmico em aplicações de até

cerca de 500°C a partir revolução industrial ². Com o tempo, porém, descobriu-se que este oferece graves riscos para a saúde humana, como o de incidência de câncer, o que proibiu ou desencorajou sua utilização em muitos países desde meados do século XX, inclusive no Brasil ³. Este fato, aliado a outros fatores como o desenvolvimento de novas técnicas de fabricação, a limitação de temperatura das fibras naturais e às crises no setor de energia (principalmente na década de 70) impulsionaram o desenvolvimento e a comercialização das fibras inorgânicas artificiais [33].

Este último grupo é composto de: fibras de vidro, lã de rocha basáltica, escória, cerâmicas refratárias (RCF – *refractory ceramic fiber*), silicatos alcalinoterrosos (AES – *alkaline earth silicates*) e fibras policristalinas (PCW – *polycrystalline wool*). Estas três últimas são constituídas por materiais aluminosos e sílico-aluminosos classificados como *High Temperature Insulation Wools* (HTIW) ⁴ – Lãs de Isolamento para Altas Temperaturas – e representam os três grupos de fibras refratárias comercialmente mais relevantes para processos em altas temperaturas na atualidade. Entre os exemplos de fabricantes com produtos de sucesso se destaca a *Morgan Advanced Materials*®, produtora dos RCF (*Kaowool*, *Cerablanket*, *Cerachem* e *Cerachrome*) com temperaturas de uso de até 1425°C, AES (*Superwool*) para uso até 1300°C e PCW (*Denka* e *Alcen*) para temperaturas até 1600°C ⁵.

Apesar de ter sido considerada a fibra mais perigosa, o amianto não é o único produto a oferecer riscos à saúde humana. Justamente por sua causa, atenção extra voltou-se à segurança no uso das fibras cerâmicas e descobriu-se que determinadas características das fibras em geral estão relacionadas com sua po-

²Retirado de <http://www.teadit.com/br/index.php?option=com_content&view=article&id=96:10001600&catid=185>

³Dossiê Amianto Brasil: Relatório do Grupo de Trabalho da Comissão de Meio Ambiente e Desenvolvimento Sustentável da Câmara dos Deputados destinado à análise das implicações do uso de amianto no Brasil

⁴ECFIA: Representing the High Temperatures Insulation Wool Industry, em <<http://www.ecfia.eu>>

⁵Morgan Thermal Ceramics: Fire Blankets for High Temperature Applications. <<http://www.morganthermalceramics.com/en-gb/products/high-temperature-insulating-fibre-products/high-temperature-insulation-fibre-blankets/>>

tencial atividade biológica, são elas: suas dimensões físicas, dosagem, e a longevidade no pulmão [22].

As dimensões físicas de uma fibra determinarão se são respiráveis, isto é, se podem alcançar e se depositar nos alvéolos pulmonares. Para a Organização Mundial da Saúde (OMS), fibras com menos de $3,5 \mu\text{m}$ em diâmetro aerodinâmico médio e menos de $200 \mu\text{m}$ em comprimento podem se tornar respiráveis ⁶. Com relação à dosagem, a instituição estadunidense que cuida da segurança e saúde ocupacional (OSHA – *Occupational Safety and Healthy Agency*) propôs um limite de exposição permissível de até $1,0 \text{ fibra/cm}^3$ durante qualquer processamento ou manuseio. A durabilidade no pulmão diz respeito ao tempo para que as fibras desapareçam do órgão, o que pode ser avaliado por sua biopersistência [22, 32].

Por conta dos riscos ocupacionais, a Agência Internacional de Pesquisa sobre o Câncer (IARC – *International Agency for Research on Cancer*) realizou diversos experimentos com as RCF na década de 1980, classificando-as como substâncias possivelmente patogênicas à espécie humana. Posteriormente, em 1997, a União Europeia registrou esses materiais como categoria 2 de patogenicidade, isto é, deveriam ser tratados como perigosos à espécie humana, o que impôs uma série de obrigações aos fabricantes e usuários das RCF, como o controle e redução da exposição às fibras e o desenvolvimento de materiais alternativos e substitutos. Como consequência, os materiais AES (com menor biopersistência) e os PCW (controle mais preciso das dimensões das fibras) ganharam destaque comercial a partir de 1990 [33]. Além disso, também voltou-se a pesquisar novos métodos de produção de cerâmicas celulares para oferecer alternativas de isolamento térmico que evitassem danos aos seres humanos. As composições químicas típicas das HTIW são resumidas na Tabela 2.3.

⁶World Health Organization: Determination of airborne fibre number concentrations: a recommended method, by phase-contrast optical microscopy (membrane filter method) 1997

Tabela 2.3: Resumo das composições químicas dos HTIW's. Adaptado de [33].

Tipo de fibra	Componente	Fração em massa (%)
ARCF (Manta de Alumino-silicatos)	Al_2O_3	46 a 56
	SiO_2	44 a 54
	Outros óxidos	<1
ZRCF (Manta de Alumino-zircônio-silicatos)	Al_2O_3	<37
	SiO_2	>48
	ZrO_2	<20
	Outros óxidos	<1
AES (Manta de silicatos alcalinoterrosos)	($CaO + MgO$)	18 a 43
	SiO_2	50 a 82
	($Al_2O_3 + TiO_2 + ZrO_2$)	<6
	Outros óxidos	<1
PCW (Manta de fibras policristalinas)	Al_2O_3	72 a 97
	SiO_2	3 a 28
	Outros óxidos	<1

Segundo terminologia da norma europeia BS EN 1094-1:2008 (*Insulating refractory products. Terminology, classification and methods of test for high temperature insulation wool products*), define-se cada HTIW's como:

- RCF são fibras vítreas produzidas pelo homem, com orientação aleatória e composta por sílica e alumina (ARCF) ou sílica, alumina e zircônia (ZRCF) – faixa típica de aplicação de 600°C a 1400°C [34] e geralmente fabricados por sopro ou centrifugação [33];
- AES são fibras vítreas produzidas pelo homem, com orientação aleatória e compostas majoritariamente por sílica, por óxidos de cálcio e magnésio em proporções superiores a 18% em massa e por outros óxidos minoritários (Al_2O_3 , Zr_2O_3 , TiO_2) – faixa típica de aplicação de 500°C a 1200°C e

geralmente fabricados por sopro ou centrifugação [33];

- os PCW são fibras policristalinas produzidas pelo homem que contêm percentual de alumina superior a 60% em massa – faixa típica de aplicação 1000°C a 1800°C e geralmente fabricados por *solgel* [33].

2.3 Método dos Elementos Finitos

Muitos fenômenos físicos, como a transferência de calor, por serem dependentes do tempo e do espaço podem ser descritos matematicamente por equações diferenciais parciais (EDPs) [35], cujas soluções analíticas podem ser obtidas por separação de variáveis, superposição, transformação de Fourier, transformada de Laplace, entre outros métodos. Porém, para a grande maioria dos casos de objetos reais, que apresentam geometrias irregulares, coeficientes dependentes do tempo ou do espaço, condições de contorno não homogêneas ou lineares, e EDPs cujas equações que as governam não sejam lineares, tais métodos são pouco relevantes na prática devido ao grande número de limitações dos mesmos [36].

A necessidade de entender e poder prever as consequências de tais fenômenos fez com que alguns métodos de resolução numérica aproximada dessas equações fossem aprimorados com o tempo. Esses métodos são classificados em duas categorias: estocástica e determinística. No primeiro caso utilizam-se princípios estatísticos para gerar soluções que podem ter pequenas variações (dentro de uma faixa de erro estatístico) a cada vez que se aplica o método para um mesmo problema, como é o caso do método de Monte Carlo. Em contrapartida, os métodos determinísticos são aqueles que geram apenas uma resposta para um mesmo conjunto de variáveis de entrada, não importando quantas vezes se aplica o método. Como principais exemplos dessa última categoria estão os métodos de diferenças finitas, dos volumes finitos e dos elementos finitos [36].

O método dos elementos finitos é uma generalização do princípio de variação

de parâmetros de Ritz e do método de resíduos ponderados de Galerkin, que são baseados na ideia de que uma solução u de uma equação diferencial pode ser representada por uma combinação linear de parâmetros C_J e funções Φ_J apropriadamente selecionadas em todo o domínio do problema. Os parâmetros C_J são então determinados de maneira que o sistema de equações diferenciais seja satisfeito, muitas vezes utilizando-se integrais ponderadas. Já as funções de aproximação Φ_J são selecionadas de forma que as condições de contorno sejam satisfeitas [3].

Tanto Hrennikoff em 1941 [37] quanto Courant em 1943 [38], entre outros pesquisadores dessa década, transformaram domínios contínuos de seus problemas em subdomínios discretos, de maneira que as EDPs fossem calculadas agora para cada subdomínio. Surgiu daí o embrião do método dos elementos finitos, que seria melhor estruturado e desenvolvido a partir da década seguinte. O advento dos primeiros computadores digitais, em meados da década de 1940, permitiu um avanço na capacidade de cálculo, que por sua vez abriu o caminho para que essas técnicas, que seriam exaustivas ao ser humano, se tornassem factíveis [39]. No entanto, foi apenas na década de 1960 que os computadores ganharam capacidade de processamento suficiente para resolver problemas de tamanho considerável com o método dos elementos finitos e, a partir daí, este foi extensivamente explorado [35].

O fluxograma da Figura 2.8 mostra como é o procedimento para utilizar métodos numéricos de forma confiável segundo Mazumder [36]. A partir do problema real, estabelece-se um modelo físico descrito tipicamente por palavras e imagens, que por sua vez é traduzido em um modelo matemático de equações. Resolve-se esse modelo, por exemplo, pelo método dos elementos finitos para comparar com métodos analíticos (quando possível), ou outros métodos que apresentem soluções bem estabelecidas. Entretanto, não basta apenas confiar nos modelos físicos e matemáticos, pois de nada valem as soluções se elas não corresponderem à realidade. Logo, devem ser realizadas medições empíricas no objeto real para validação dos modelos, isto é, verificar se há proximidade entre os resulta-

dos obtidos e as soluções numéricas e analíticas, e caso não houver, os modelos deverão ser reformulados.

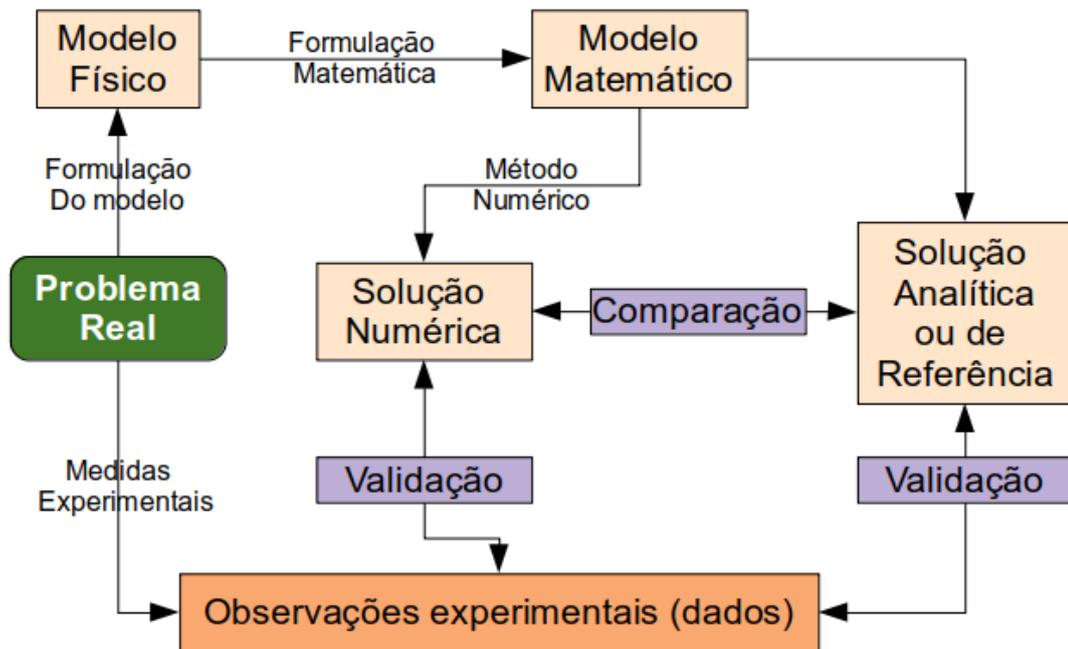


Figura 2.8: Fluxograma do processo de análise por métodos numéricos. Traduzido e adaptado de [36].

2.4 Ferramentas de Otimização

2.4.1 Otimização Determinística Clássica

Seja $y = f(x)$, em que x representa um vetor de variáveis de entrada. A busca por x^* , que representa o conjunto de variáveis de entrada para as quais y (o vetor resposta) é ótimo (máximo ou mínimo, dependendo do problema), é chamada de problema de otimização [40]. Grande parte dos problemas do mundo real podem se encaixar nessa descrição: x pode ter restrições de limite superior e/ou inferior, logo o espaço de soluções possíveis deverá respeitar tais limites, sendo este

último formado por todos os y que estão dentro dos limites das restrições, também chamado de espaço de busca. A função f , que mapeia x em y , é conhecida como função objetivo, função de perda, função custo ou ainda função de aptidão, a depender da interpretação do problema alvo [41].

Os métodos clássicos de otimização, isto é, algoritmos de busca por x^* que se baseiam na atualização de uma única solução a cada iteração, geralmente partem de um valor aleatório inicial e usam regras determinísticas de transição como procedimento para tentar se aproximar de uma única solução ótima global. Esses podem ser classificados em dois tipos: métodos de busca direta, nos quais se considera apenas a função objetivo e os valores das restrições; e métodos baseados em gradiente, em que se usam as primeiras ou segundas derivadas da função objetivo e das restrições [42].

Os métodos diretos são geralmente mais lentos que os baseados em gradiente, mas podem ser aplicados em vários problemas sem grandes mudanças no algoritmo. Já os baseados em gradiente convergem rapidamente para uma solução quase ótima, mas não são eficientes em problemas descontínuos ou não diferenciáveis. Ambos os tipos de métodos apresentam, ainda, dificuldades em comum: **i)** convergência dependente do valor inicial aleatório; **ii)** a maioria dos algoritmos tem dificuldades em progredir ao encontrarem soluções ótimas locais; **iii)** um algoritmo que seja eficiente em um tipo de problema, pode não ser em um outro; **iv)** não são eficientes em problemas cujos espaços de busca sejam discretos; e, por fim, **v)** não é possível distribuir seus cálculos em múltiplos núcleos de processamento [42].

Tais algoritmos, por buscarem uma única solução ótima, apresentam muitas limitações ao serem aplicados em problemas reais, que podem ser não lineares, não convexos, descontínuos e/ou com iterações complexas, e cujos espaços de busca geralmente contêm mais de uma solução possível. Além disso, esses consideram apenas uma função objetivo a ser minimizada ou maximizada. Mesmo quando se deseja otimizar duas ou mais variáveis respostas distintas e conflitantes, estabelecem-se pesos para cada uma delas antes de realizar a otimização,

convertendo o problema que seria multi-objetivo (ou multi-critério) em de critério único. Essa abordagem apresenta riscos para cenários que necessitam da otimização de duas ou mais variáveis conflitantes, o que leva à perda de soluções que impliquem em equilíbrio de ambos os objetivos [42, 43]. Poucos são os problemas em que se sabe, precisamente, qual a importância relativa de uma variável em relação à outra antes do processo de otimização, uma vez que esse é o balanço a ser apreendido.

2.4.2 Otimização Multi-objetivo por Fronteira de Pareto

Em um problema em que se deseja otimizar até 3 objetivos conflitantes, a maneira predominante de representar um grupo de soluções ótimas é por meio do uso do conceito de fronteira de Pareto para definir o espaço de possíveis soluções. Para tal, é preciso estabelecer uma relação de dominância entre cada solução encontrada, isso é, para duas soluções candidatas A e B , A é dita dominar B se satisfizer ambas as seguintes condições, considerando um problema de minimização [42, 44, 45]:

1. A for pelo menos tão boa quanto B em todos os objetivos: $f_i(A) \leq f_i(B)$ para $i = 1, 2, \dots, k - 1, k$;
2. A for estritamente melhor que B em pelo menos um objetivo: $f_i(A) < f_i(B)$ para $i = k$.

Assim, após verificar todas as relações de dominância, é possível classificar cada solução em grupos (ou fronteiras) ranqueados a partir de 0, de modo que não há dominância entre as soluções pertencentes ao grupo de mesmo ranque. O primeiro ranque representa, nesse caso, o grupo das melhores soluções encontradas, e é comumente chamado de fronteira de Pareto não dominada. Um exemplo hipotético é ilustrado na Figura 2.9, em que se tem dois objetivos conflitantes: **i)** maximizar a temperatura interna da face quente de um revestimento

cerâmico (superfície interna da parede); e **ii**) minimizar a temperatura da face fria (superfície externa da parede). Nesses problemas, em que se deseja a maximização de um objetivo e minimização de outro, toma-se o inverso ou o negativo de um dos objetivos, e supõe-se apenas um problema, seja o de maximização ou o de minimização. Neste exemplo, optou-se pela maximização, e portanto tomou-se a maximização do inverso da temperatura da face fria.

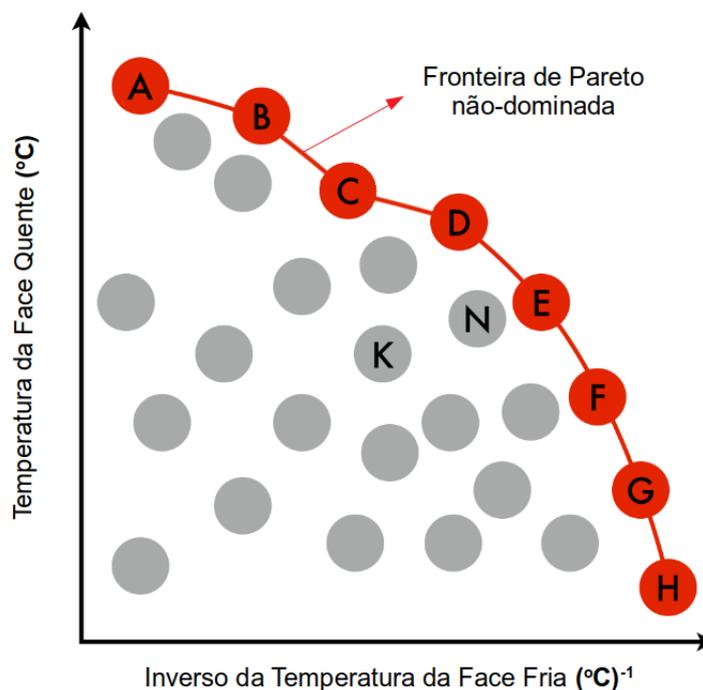


Figura 2.9: Exemplo de fronteira de Pareto não dominada, em um problema hipotético de maximização da temperatura interna e de minimização da temperatura da face fria de um revestimento cerâmico. Observa-se que a minimização da temperatura da face fria corresponde à maximização do inverso da temperatura da mesma face. Fonte: Wikipedia.

Um algoritmo de otimização multi-objetivo deve procurar soluções que formem uma fronteira de Pareto não dominada, já que as soluções que estiverem em fronteiras de maior ranque serão sempre inferiores. Outro aspecto importante trata da dispersão das soluções [44], já que de nada adianta encontrar diversas soluções cujos valores das funções objetivo são os mesmos ou muito próximos. É preciso garantir, portanto, que o algoritmo favoreça soluções que estejam na fronteira de Pareto não dominada, mas que, também, sejam distintas e estejam

bem distribuídas. A seguir, o responsável pela decisão deve analisar as soluções dessa fronteira com base em informações de alto nível, para que possa escolher a solução ideal para seu problema. Esse processo se encontra esquematizado na Figura 2.10 [45].

Quando o problema exige que mais de 3 objetivos sejam otimizados (otimização de muitos objetivos – *many objective optimization*), os algoritmos mais comuns geralmente apresentam dificuldades em convergir, dado que o número de soluções necessárias para preencher a fronteira de Pareto cresce exponencialmente com o número de objetivos [44]. Além disso, a representação visual da fronteira também fica prejudicada, o que exige algoritmos de projeção para sua análise. Recentemente, pesquisadores têm desenvolvido técnicas inovadoras para solucionar esse tipo de problema, como as que centralizam as soluções em volta de um hipervolume preenchido pela fronteira de Pareto [46]. No entanto, tais técnicas são tão complexas quanto custosas do ponto de vista computacional.

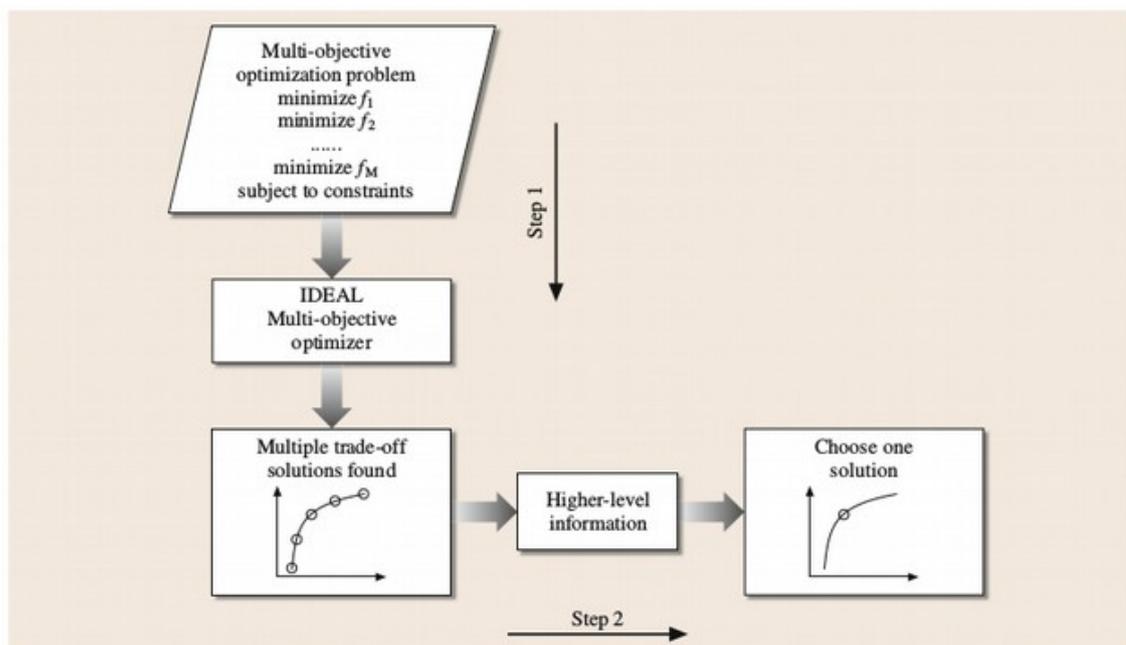


Figura 2.10: Processo de otimização multi-critério ideal [45].

2.4.3 Otimização Estocástica por Algoritmos Evolutivos

Os métodos de otimização estocásticos se apresentam como uma alternativa aos determinísticos clássicos, pois buscam por soluções próximas à ideal a partir de perturbações aleatórias. Algoritmos estocásticos são aqueles que inicialmente “aleatorizam” uma solução para então avaliar sua qualidade, de modo que a próxima solução tende a ser melhor calibrada em relação às anteriores. Dentre os diversos métodos de otimização estocásticos, há uma corrente bem estabelecida e amplamente explorada em diversas áreas do conhecimento, a qual se baseia em conceitos da Teoria da Evolução de Darwin e de demais processos encontrados na natureza, como sociedades hierárquicas de abelhas, feromônio de formigas, entre outros, chamados de algoritmos evolutivos [5].

Uma das principais referências entre os algoritmos evolutivos é dada pelo algoritmo genético [5], o qual considera as possíveis soluções de um determinado problema como indivíduos de uma população que evoluem características fenotípicas baseadas em seus cromossomos. Como analogia, os cromossomos codificam variáveis de entrada (ou de controle/decisão) do problema, sendo que cada uma destas é vista como um gene, e as características fenotípicas correspondem às variáveis resposta produzidas para um conjunto específico de variáveis de entrada. Para que ocorra de fato a evolução, *i. e.*, a otimização das variáveis resposta, é necessária uma população de indivíduos que produza descendentes ao longo de gerações.

A seleção de quais indivíduos se reproduzirão se baseia em seus valores de aptidão, os quais são resultantes de suas características fenotípicas, ou seja, soluções candidatas com maior aptidão apresentam maior probabilidade de serem selecionadas para gerarem descendentes. Operadores genéticos como ligações cruzadas (trocas de material genético entre os pais) e mutação (trocas pontuais de parte do gene por um outro aleatório), por sua vez, fazem com que os indivíduos descendentes apresentem cromossomos distintos de seus pais e, portanto, garantam uma população com genótipos e fenótipos variados. Em se-

guida, espelhando-se na “Seleção Natural”, mecanismos de controle populacional restringem os indivíduos da população atual que sobreviverão a cada próxima geração [47].

A metodologia evolutiva permite que sejam exploradas algumas das muitas combinações possíveis de variáveis de entrada de maneira inteligente, uma vez que premia aquelas cujas variáveis resposta se aproximam mais dos resultados desejados, e procuram novas combinações mais bem sucedidas das entradas. Esses algoritmos fazem buscas locais em torno de boas soluções através da reprodução com ligação cruzada, e ainda buscas em locais não explorados do espaço de entrada por meio de mutações, evitando assim que ótimos locais impeçam a obtenção de melhores soluções.

2.4.4 Algoritmos Genéticos Multi-objetivos

Introduzidos em meados da década de 1980, os algoritmos genéticos multi-objetivos (AGMO) são hoje amplamente utilizados para solução de problemas com objetivos conflitantes cuja função objetivo é tipicamente não linear e não convexa [6], logo se espera obter múltiplas soluções com qualidades equivalentes. Esses algoritmos são classificados como meta-heurísticas, portanto não garantem encontrar a solução ideal, porém produzem boas soluções aproximadas, até mesmo com garantias teóricas [48].

Uma analogia interessante é mostrada na Figura 2.11 [41], que ilustra o espaço de busca como uma região montanhosa, a partir da qual se deseja encontrar os locais mais altos: em (a) o algoritmo determinístico encontra um pico de cada vez, e corre o risco de parar em máximos locais, como em 1 e 3; em (b) o AGMO encontra os três picos ao mesmo por utilizar uma população de indivíduos. Tanta capacidade de exploração do espaço faz com que os algoritmos genéticos sejam adequados para encontrar conjuntos de soluções não dominadas em problemas multi-objetivo, mesmo naqueles cujos espaços sejam não convexos,

descontínuos, e/ou multimodais [45, 47].

O primeiro AGMO, proposto por Schaffer [49], foi denominado VEGA (*Vector Evaluated Genetic Algorithm*), o qual, apesar de funcionar para problemas específicos, apresenta enviesamento com relação a determinados indivíduos e regiões do espaço de busca, o que prejudica a variedade de soluções na fronteira de Pareto. Durante uma década, novos algoritmos não foram propostos, até que Goldberg [50] sugeriu o uso do conceito de dominância como medida para encontrar melhores fronteiras de Pareto e a estratégia de formação de nichos para garantir a diversidade de soluções obtidas. Desde então, outros algoritmos foram propostos, dentre os quais destacam-se o MOGA (*Multiobjective Genetic Algorithm*) [51], NPGA (*Niched Pareto Genetic Algorithm*) [52], RWGA (*Random Weighted Genetic Algorithm*) [53] e NSGA (*Non-dominated sorting Genetic Algorithm*) [54]. Embora esses algoritmos tenham servido como ponto inicial de pesquisa, também apresentavam deficiências, particularmente devido à falta de um mecanismo claro de elitismo (favorecimento da seleção de alguns dos bons indivíduos para que sejam mantidos nas gerações seguintes).

A segunda geração de AGMOs implementou operadores elitistas de maneiras distintas [45, 47], tais como: NSGA II (*Fast Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) [55], SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) [56], PAES (*Pareto-Archived Evolution Strategy*) [57], OMOEA (*Multiobjective Evolutionary Algorithm*) [58] e RDGA (*Rank-Density Based Genetic Algorithm*) [59]. Destes últimos, um dos algoritmos mais populares e amplamente utilizados é o NSGA II [41].

2.4.5 NSGA II - *Fast Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*

O NSGA II é um algoritmo que tenta encontrar a fronteira de Pareto não dominada em problemas de até 4 objetivos e conta com as seguintes características: **i)** parte de um princípio elitista; **ii)** usa um sistema de preservação explícita da

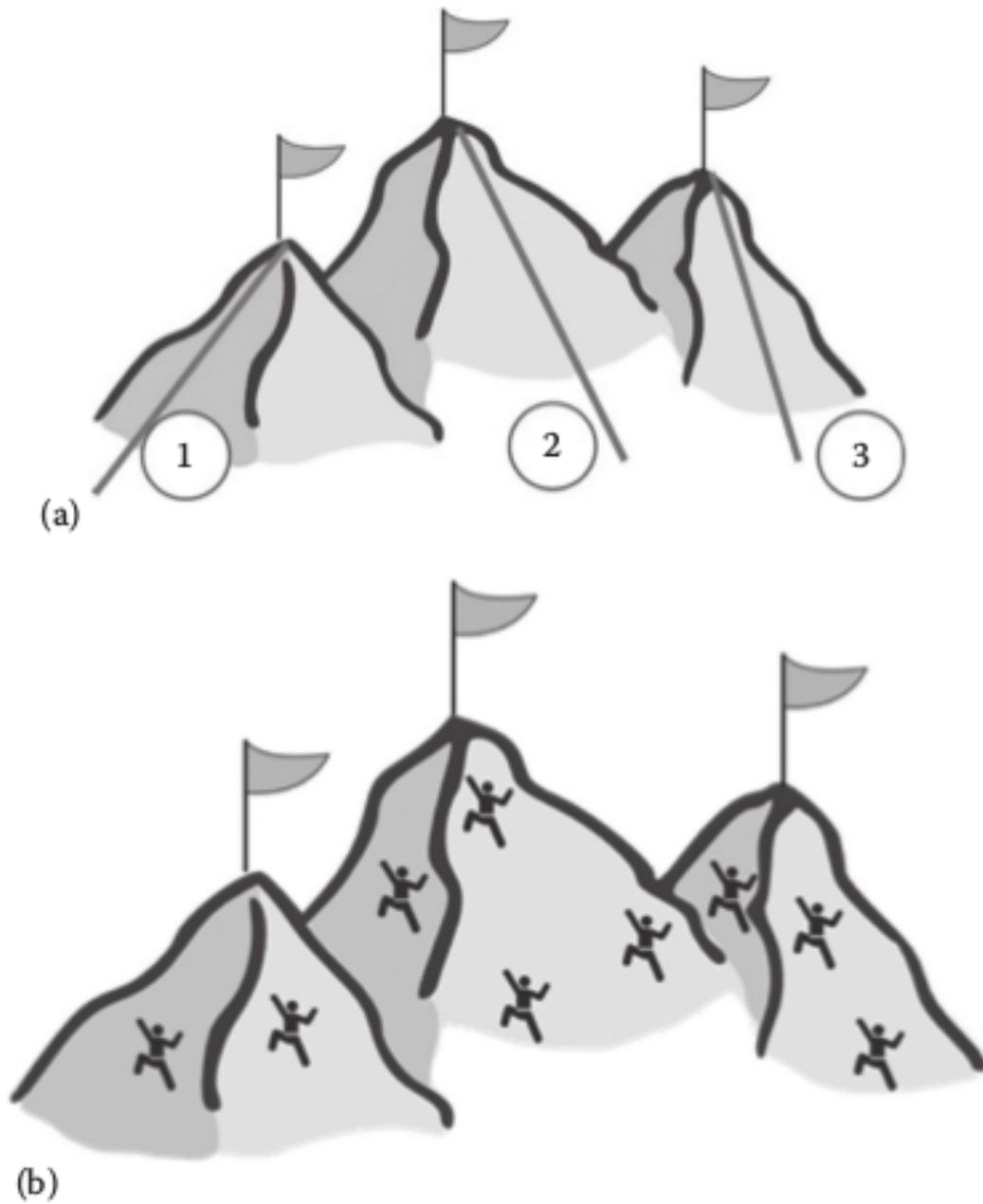


Figura 2.11: Analogia representando a procura por soluções ótimas no espaço de busca dos algoritmos: em (a) determinísticos, e em (b) estocásticos [42].

diversidade das soluções; e **iii**) favorece e enfatiza soluções não dominadas [45]. Além disso, como o próprio autor argumenta em [55], esse algoritmo apresenta menor complexidade computacional que seus antecessores, apresentando um número de operações proporcional a $O(MN^2)$ (no qual M é o número de objetivos e N é o tamanho da população), inferior a $O(MN^3)$ do NSGA I, e também apresenta soluções mais diversificadas e melhor convergência próximo à fronteira de Pareto real de problemas complexos, quando comparados com algoritmos como PAES e SPEA [55].

Esse algoritmo é inicializado com uma população P_t de N indivíduos, que tende a ser completamente aleatória. A partir de P_t , selecionam-se, por meio da técnica de torneio [47], casais de indivíduos considerando-se seus valores de aptidão e de dispersão no espaço de busca (distância de aglomeração). Cada casal gerará dois novos indivíduos por meio de reprodução com operadores de ligações cruzadas e de mutação, para somar ao final desta etapa os N descendentes em Q_t . Unem-se P_t e Q_t na mesma população, denominada R_t , a qual consiste, portanto, de $2N$ indivíduos. Como há apenas N vagas para a próxima geração, selecionam-se os indivíduos que sobreviverão com base em um operador que avalia seus ranques (ou seja, em qual fronteira de Pareto se localizam), e seus valores de dispersão no espaço de busca, garantindo assim os dois requisitos desse método de otimização. Logo, N indivíduos passam para a população P_{t+1} que compõe a próxima geração, e o processo se repete iterativamente por um número pré-definido de gerações ou até que convirja [55]. O procedimento é resumido a seguir [41, 55]:

1. Combine a população inicial com seus descendentes ($R_t = P_t + Q_t$);
2. Ordene em fronteiras de Pareto não dominadas, e identifique-as como F_j para $j = 1, 2, \dots$;
3. Na geração seguinte, defina um contador $i = 1$;
4. Enquanto $|P_{t+1}| + |F_i| < |N|$, faça:
 - (a) $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$ e $i = i + 1$;

5. Ordene a fronteira que não couber inteiramente na nova população ($F_i + P_{t+1} > N$) de acordo com seu valor de Distância de Aglomeração no operador de Comparação de Aglomeração, do maior para o menor, e inclua os $(N - P_{t+1})$ primeiros indivíduos da fronteira na nova população;
6. Crie uma população de descendentes Q_{t+1} a partir de P_{t+1} , utilizando as técnicas de torneio, ligação cruzada, e mutação;
7. Volte ao primeiro passo.

Para calcular o valor da dispersão das soluções em uma determinada fronteira, utiliza-se um procedimento próprio, denominado Distância de Aglomeração, que garantirá de forma explícita a dispersão das soluções no espaço de busca, um dos principais objetivos de um AGMO. Esse procedimento é descrito a seguir [55]:

1. Para uma fronteira F , seja l o número total de indivíduos ($l = |F|$), e cada indivíduo identificado por $i = 1, 2, \dots$;
2. Para cada i , defina sua distância de aglomeração como $dist(F^i) = 0$;
 - (a) Para cada objetivo $m = 1, 2, \dots, M$, faça:
 - i. Ordene os indivíduos do maior para o menor valor de aptidão e estabeleça $dist(F^1) = dist(F^l) = \infty$;
 - ii. Para i de 2 a $(l - 1)$ faça:
 - A. $dist(F^j) = dist(F^j) + \frac{(\Psi_{j+1}(m) - \Psi_{j-1}(m))}{f_m^{max} - f_m^{min}}$, em que $\Psi_j(m)$ é a aptidão do indivíduo j no objetivo m , e f_m^{max} e f_m^{min} são, respectivamente, o maior e menor valor de aptidão desta fronteira para o objetivo m .

Para realizar a seleção, tanto para o torneio que escolhe os indivíduos para reprodução quanto para a decisão de quais indivíduos sobreviverão para a geração seguinte, um operador chamado de **Comparação de Aglomeração** é utilizado. Esse operador considera o ranque e o valor de distância de aglomeração, *i. e.*, seleciona-se a solução de menor ranque entre duas distintas. Porém, entre duas

soluções de mesmo ranque, seleciona-se a que apresentar maior distância de aglomeração. Esse operador é descrito a seguir:

1. Assume-se que cada indivíduo i da população tenha os seguintes atributos: $i.rank$ (identificador da fronteira) e $i.dist$ (valor de distância de aglomeração);
2. Define-se o operador **Comparação de Aglomeração** por: $i < j$ se ($i.rank < j.rank$) ou ($i.rank = j.rank$ e $i.dist > j.dist$), de maneira que, entre as soluções i e j , seleciona-se i se $i < j$, ou j se $i > j$.

2.4.6 Aplicação de Algoritmos Genéticos Multi-objetivos na Ciência e Engenharia de Materiais

A Ciência e Engenharia de Materiais é um campo cujos problemas envolvem muitas variáveis, um grande espaço de busca, e cenários altamente complexos que dificultam previsões intuitivas. Dentre os motivos para esses desafios, estão: **i)** materiais compostos por vários átomos e/ou íons, e suas combinações que levam a diferentes fases, microestruturas e propriedades; **ii)** os materiais podem ser processados de maneiras distintas, sendo que cada uma dessas manipulações apresenta demais variáveis e que, portanto, levam a um universo de possibilidades ainda maior; **iii)** as diversas propriedades de um material frequentemente apresentam caráter não-linear com relação à temperatura, pressão, tempo e/ou outras variáveis de dependência; **iv)** os materiais são considerados variáveis discretas no espaço de possibilidades; e **v)** geralmente é necessário um balanço entre diversas propriedades para alcançar um determinado objetivo.

Historicamente, tenta-se enfrentar tais desafios de forma experimental, com base em teorias científicas e por tentativa e erro. Nesses métodos, uma hipótese é formulada a partir de especulações sobre os resultados de um experimento, por meio de raciocínio indutivo, e pode se tornar mais concreta conforme novos experimentos a reforçam. Entretanto, este processo é desencorajador na medida

em que consome muito recurso financeiro e tempo, particularmente no contexto da modernidade [60], em que se exige extrema rapidez para obter resultados [41].

Assim, ferramentas computacionais como softwares que implementam o método dos elementos finitos (FEM), algoritmos de aprendizado de máquina e algoritmos evolutivos podem auxiliar os cientistas e engenheiros de materiais a resolver seus problemas de maneira mais rápida e barata. Nos casos em que se necessita de ferramentas de otimização, os algoritmos evolutivos multi-objetivo têm-se mostrado eficazes [61]. Há na literatura exemplos em diversas aplicações que demonstram o poder dessas ferramentas. Mahfouf *et al.* [62] utilizaram o AGMO SPEA 2 para prever a composição e o tratamento térmico a fim de otimizar as propriedades mecânicas de um aço (resistência mecânica, redução de área, e alongamento) e a confiabilidade da previsão. Babu *et al.* [63] utilizaram um algoritmo de evolução diferencial multi-objetivo (MODE) para otimizar o tempo de reação e a velocidade de agitação de um reator de maneira a minimizar a presença dos grupos vinil e ácidos nos finais das cadeias do polietileno tereftalato (PET).

Alguns dos próprios idealizadores de algoritmos evolutivos multi-objetivo publicaram estudos empregando-os na área de materiais. Para entender melhor a polimerização do epoxi, Deb *et al.* [64] aplicaram o NSGA II para equilibrar 20 variáveis de controle do processo de otimização do peso molecular, do índice de polidispersão e do tempo de reação. Já, Agarwal [65] realizou diversos experimentos de usinagem variando parâmetros como profundidade de corte, alimentação, tamanho, e densidade das partículas abrasivas, obtendo como resposta a taxa de remoção de metal, a rugosidade superficial, e os danos superficiais e subsuperficiais. Com isso, desenvolveu-se uma modelagem matemática do processo de usinagem, e então utilizou um AGMO para a otimização das referidas variáveis resposta.

É comum, ainda, utilizar modelagens numéricas para representar problemas complexos de engenharia que são difíceis de serem resolvidos analiticamente, para então realizar a otimização dos parâmetros do modelo [66]. Chakraborti *et*

al. [67] combinaram o método das diferenças finitas com um algoritmo genético para otimizar o perfil de temperatura de um forno de reaquecimento de tarugos para a indústria siderúrgica, a partir de parâmetros relacionados ao queimador e à velocidade de passagem do tarugo.

2.5 Seleção de Isolantes Térmicos para Altas Temperaturas

A escolha de qual material utilizar para uma determinada aplicação de engenharia, considerando-se todas as exigências de desempenho e atendendo às restrições de projeto, como segurança e custo, é um problema de tomada de decisão multi-critério cujos métodos de resolução são o objeto de estudo da área de Seleção de Materiais [4]. Em 2009, estimava-se que haveria mais de 80.000 materiais distintos no mundo, o que aliado às complexas relações entre os diferentes critérios de seleção, tornam a definição de materiais uma tarefa difícil, demorada, e financeiramente custosa [4]. Sendo essa uma das tarefas mais desafiadoras no desenvolvimento de produtos e de processos produtivos, e que, portanto, é crítica para o sucesso das organizações industriais [68], é importante que ela seja feita de maneira sistemática para obter o maior grau de precisão possível. Embora existam muitas técnicas já bem estabelecidas e amplamente utilizadas pelos decisores, essas não são suficientes para atender certos problemas de áreas específicas da Engenharia de Materiais, as quais ainda contam com muita subjetividade devido à forte dependência das habilidades e experiências prévias do especialista [69, 70].

Segundo Ashby [71], há 4 etapas fundamentais para encontrar o material ideal para uma aplicação: **i)** uma maneira de traduzir as necessidades do componente ou do produto em termos de desempenho de materiais; **ii)** um método para filtrar os materiais que atendem às especificações, reduzindo-se o número de possibilidades; **iii)** um método para ranquear os materiais do maior para o menor potencial de aplicação; e **iv)** uma metodologia para buscar por mais informações acerca

dos pontos fortes e das limitações dos materiais candidatos melhor ranqueados. Vários outros pesquisadores da área também estabeleceram diagramas similares, sendo que duas etapas são predominantemente vitais: filtragem (etapa ii) e ranqueamento (etapa iii) [4].

Dentre as principais técnicas de filtragem, destacam-se o método do questionário [70], o método de Gráficos desenvolvido por Ashby [72], e técnicas assistidas por computador. Já as principais técnicas para comparação entre os candidatos para ranqueamento são AHP (*Analytic Hierarchy Process*) [73], TOPSIS (*Technique of ranking Preferences by Similarity to the Ideal Solution*) [74] e VIKOR (*Multicriteria Optimization and Compromise Solution*) [75], todas essas desenvolvidas fora do contexto de seleção de materiais, mas amplamente utilizadas nesta e em outras áreas do conhecimento que envolvem a tomada de decisões multi-critério [76]. Tradicionalmente, quando aplicadas no contexto de materiais, tais técnicas se baseiam nos valores de propriedades de cada material isoladamente, e em condições fixas de temperatura, pressão, umidade, atmosfera, entre outras, como critério para filtragem e ranqueamento dos materiais candidatos [4]. Dependendo do problema a ser resolvido, essa é uma análise que pode ser considerada simplista, como no caso da seleção de materiais para o isolamento térmico de fornos elétricos resistivos.

O revestimento isolante para altas temperaturas geralmente é composto por mais de uma camada com materiais distintos, uma vez que ao longo da parede de um forno a temperatura diminui gradativamente e, portanto, em regiões com menores temperaturas são utilizados materiais de menores custos e condutividades, aumentando-se assim a eficiência do isolamento térmico [23]. A capacidade de isolamento de cada camada influenciará na distribuição de temperatura nas demais, de maneira que o sistema de isolamento térmico só pode ser avaliado de maneira conjunta para que se garanta que as temperaturas máximas de operação de cada material utilizado não sejam violadas. Além disso, para que seja possível tal garantia, é necessário levar em conta a variação das propriedades térmicas de cada material em função da temperatura. Logo, a estratégia convencional de

filtragem e ranqueamento é pouco efetiva na determinação dos materiais ideais de um sistema de isolamento térmico para altas temperaturas, ao desconsiderar a variação das propriedades em relação à temperatura e a sua interação no desempenho térmico dos revestimentos.

Para levar em conta esses dois fatores, pode-se utilizar o método dos elementos finitos (FEM), ou outros métodos numéricos, que simulem a operação de um forno e os efeitos de transferência de calor no revestimento de isolamento térmico à cada variação de tempo pré-determinada. Essa ferramenta calcula as propriedades térmicas e a distribuição de temperatura ao longo do revestimento para cada instante de tempo, gerando como resultado final a distribuição de temperaturas resultantes do processo de aquecimento. Assim, pode-se analisar o sistema de materiais utilizado com relação ao seu desempenho térmico.

Trabalhando-se com sistemas multi-componentes, deve-se observar que a quantidade de possibilidades de combinações entre materiais e espessuras de cada camada podem ser muito grandes. Considerando-se uma lista com 30 materiais candidatos a serem analisados, e cerca de 5 espessuras disponíveis comercialmente para cada um deles, isso, por exemplo, permitiria 3.375.000 combinações. Calcular o desempenho de cada um desses sistemas envolve alto custo computacional. Pode-se, no entanto, utilizar um algoritmo genético multi-objetivo (AGMO), como o NSGA II, para avaliar uma pequena fração das possibilidades e ainda assim retornar uma lista de sistemas de isolamento térmico otimizados com relação aos objetivos determinados.

Dessa maneira, este trabalho de mestrado explora a utilização de FEM em conjunto com o NSGA-II como estratégia sistemática de filtragem que, a partir da lista de materiais inicialmente obtidos com seus valores discretos de propriedades, retorna uma lista de sistemas de isolamento térmico com desempenhos equivalentes calculados, a qual serve como subsídio para o posterior ranqueamento e tomada de decisões em relação ao sistema de isolamento ideal.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Metodologia de Seleção de Revestimentos Cerâmicos Para Fornos

A seleção de materiais cerâmicos para fornos com revestimento multicamadas exige um procedimento mais sofisticado do que as metodologias convencionais. Neste trabalho é proposta uma metodologia de seleção que se baseia na utilização de uma filtragem quantitativa após a inicial, e anterior à etapa de ranqueamento, como mostrada no fluxograma da Figura 3.1. A abordagem utilizada se baseia na utilização de um algoritmo genético (GA) multi-objetivo, acoplado a um modelo em elementos finitos previamente validado para o problema a ser resolvido. Os mecanismos do GA, baseados na teoria da Seleção Natural (seleção, cópula, *cross-over* e mutação), são capazes de fazer com que os revestimentos do forno sejam otimizados com relação às funções objetivos determinadas pelos especialistas. O procedimento de filtragem evolutiva adotado é mostrado na Figura 3.2.

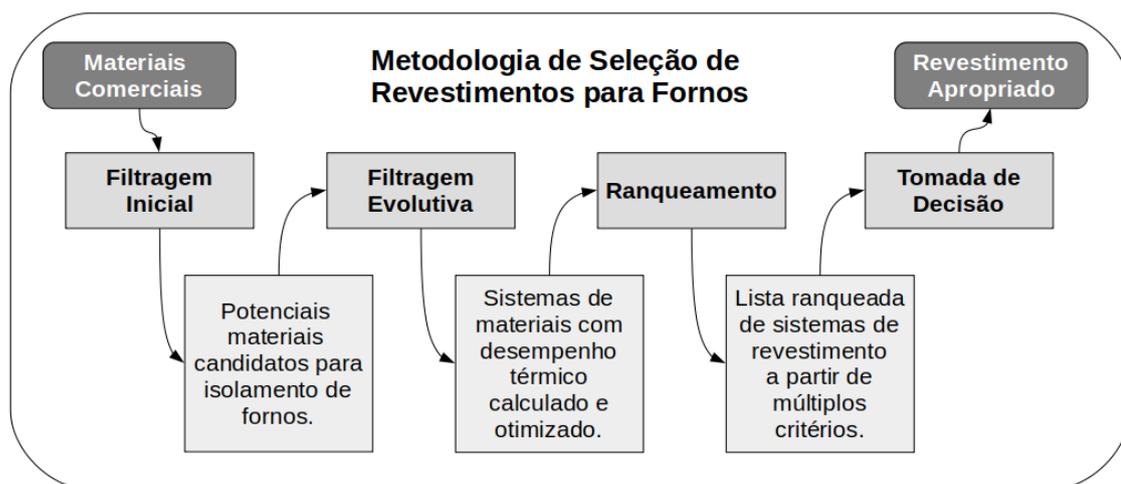


Figura 3.1: Fluxograma de seleção de materiais utilizando abordagem de filtragem evolutiva.

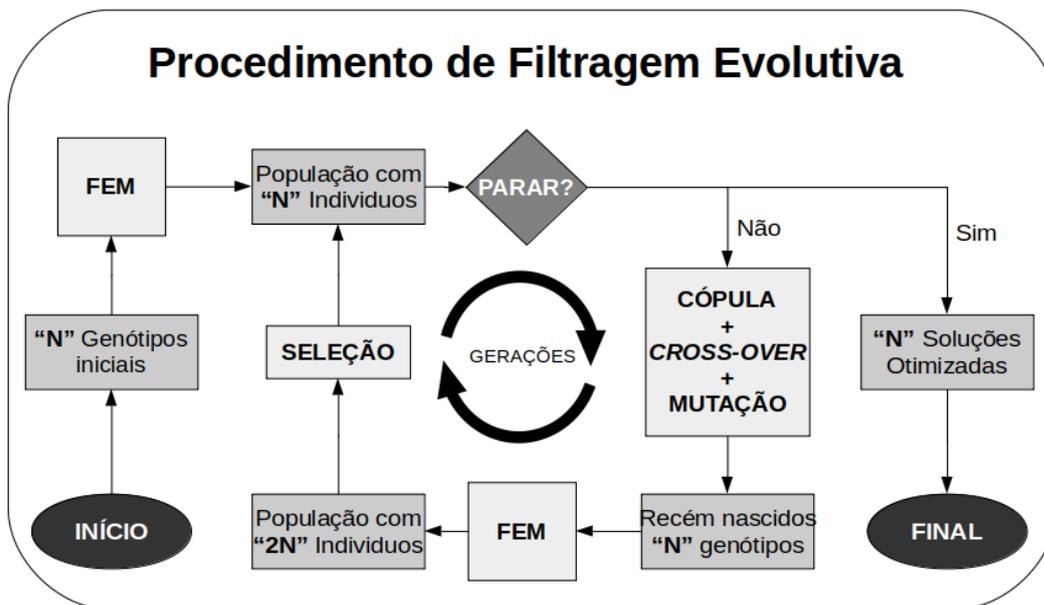


Figura 3.2: Procedimento de filtragem evolutiva.

Iniciado o algoritmo, gera-se N configurações de sistemas de isolamento térmico (*genótipos*), os quais são simulados pelo modelo em elementos finitos (FEM), gerando uma *população* com N *indivíduos*. O algoritmo verifica se alguma das condições de parada foi satisfeita: caso positivo, retorna ao usuário a lista de sistemas de isolamento; caso negativo, segue para o ciclo das gerações. Nesse, N pares de *indivíduos* são selecionados para *cópula*, na qual produzirão N novas configurações de revestimentos cerâmicos a partir de suas variáveis de entrada, por meio de mecanismos que imitam a *reprodução sexuada e mutações*. Assim, essas N configurações de *indivíduos recém-nascidos* são simuladas em FEM, e passam a fazer parte da população que os gerou. A população neste momento conta com $2 \times N$ indivíduos, porém somente os N melhores farão parte da população que se reproduzirá na geração seguinte. Novamente, o algoritmo verifica se algum dos critérios de parada foram satisfeitos, e assim por diante.

Este procedimento considera todas as possibilidades de combinações entre os materiais candidatos, selecionados na filtragem inicial, porém calcula o desempenho térmico de uma pequena fração desses para retornar uma lista com os sistemas de revestimento otimizados, que por sua vez serão ranqueados por

uma ferramenta de tomada de decisão multi-critério (MCDM). Assim, objetiva fornecer aos decisores diversas soluções próximas das ideais, considerando todas as restrições de projeto. Para demonstrar a utilização do procedimento de filtragem evolutiva, dentro da metodologia de seleção de revestimentos de fornos proposta, um estudo de caso foi realizado utilizando como alvo um forno elétrico resistivo. Adicionalmente, foi realizado um estudo paramétrico deste procedimento para verificar as diferenças de desempenho entre algumas condições de inicialização.

3.2 Estudo de Caso: Forno Elétrico Resistivo

Para dar início ao processo de seleção de materiais para o isolamento térmico de Fornos Elétricos Resistivos, foi preciso escolher os materiais candidatos a serem utilizados no revestimento. Para tal, consultou-se *websites*, representantes e distribuidoras comerciais de empresas que fabricam isolantes térmicos para alta temperatura. Boa parte dos preços obtidos foram em USD (dólares dos Estados Unidos) ou em BRL (reais Brasileiros). Para normalizar os preços, converteu-se de BRL para USD (usando, para tal, 1 USD = 3,70 BRL, conforme cotação de 24/10/2018), e também dividiu-se o valor do produto pela área de largura \times comprimento, de maneira que os preços das paredes fossem avaliados com relação a 1 m² de área de parede.

As informações de cada material foram retiradas de seus *data sheets*, como suas propriedades físicas, forma do produto (rígida ou flexível), propriedades térmicas, espessuras disponíveis e temperatura máxima de operação. Entretanto, alguns produtos não continham todas as informações necessárias, sendo necessário em alguns casos adicionar informações de outros materiais similares. Para manter o sigilo das empresas fabricantes dos materiais, os nomes dos produtos foram substituídos por códigos no seguinte formato: *Letra que representa o fabricante _ Número que representa o material _ Espessura do produto (mm)*.

Em seguida, a adaptação da ferramenta de filtragem evolutiva para o caso do forno elétrico resistivo compreendeu três fases distintas: **i)** coleta de dados do perfil de temperatura do revestimento cerâmico de um forno elétrico resistivo; **ii)** modelagem matemática por método dos elementos finitos do forno; **iii)** implementação de algoritmo de otimização multi-objetivo para revestimentos cerâmicos de fornos elétricos resistivos.

A primeira etapa foi realizada em parceria com a Profa. Dra. Vânia Regina Salvini (FATEC) e com a *HiTemp Soluções Tecnológicas* (ou, simplesmente, *HiTemp*), empresa de tecnologia que atua no contexto da indústria 4.0, com enfoque na melhoria de eficiência de processos produtivos, e especializada em simulações computacionais em *softwares* de livre acesso. Já a segunda etapa foi realizada exclusivamente em parceria com a *HiTemp*. Por fim, a terceira etapa foi o principal objeto de estudo deste trabalho. As etapas **ii** e **iii** foram realizadas em um computador de alto desempenho de computação disponibilizado pela *HiTemp*, na sede da empresa.

3.2.1 Coleta de Dados

A coleta de dados ocorreu em dois fornos distintos: **i)** no forno alvo do estudo de caso, um forno elétrico resistivo (FER) projetado no laboratório GEMM e fabricado sob encomenda, com limite máximo de temperatura de 1.600°C e paredes com 300 mm × 300 mm de área, doravante denominado *forno alvo*; e **ii)** em um segundo FER, modelo Miniglaze® da marca *EDG equipamentos*¹, com limite máximo de temperatura de 1.200°C e paredes de 85 mm × 85 mm, para confirmação da validade do modelo, doravante denominado *forno de validação*.

No forno alvo foi realizado um experimento de aquecimento a cerca de 2°C/min da temperatura ambiente até 1.600°C. Durante o experimento, a temperatura de 4 pontos distintos foram medidos: **i)** no interior do forno, medindo a

¹<https://edg.com.br/miniglaze/>

temperatura da atmosfera da câmara interna; **ii)** a 2 mm da face quente na parede do forno; **iii)** a 2 cm da face quente do forno; e **iv)** a 4 cm da face quente do forno.

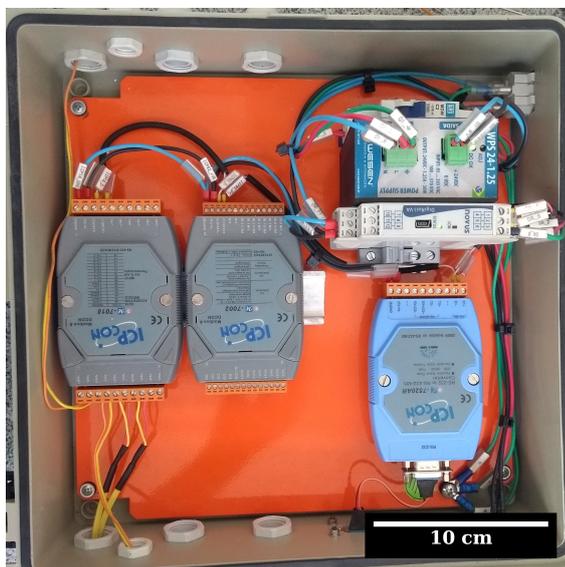


Figura 3.3: Sistema de aquisição de dados da SENSOFT.

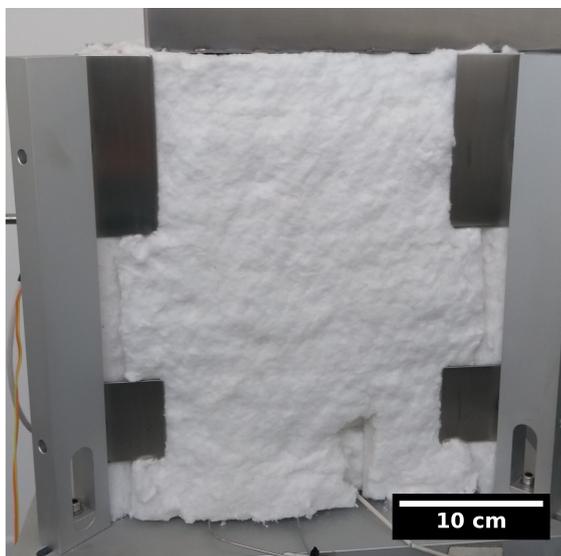


Figura 3.4: Parede do *forno alvo* no qual foram medidas as temperaturas.

Estas medidas foram feitas por meio de um equipamento de medição de temperatura e potência da SENSOFT, representado na Figura 3.3. A parede do *forno alvo* em que ocorreram as medições é ilustrada na Figura 3.4, e um desenho esquemático com a posição das medições é mostrado na Figura 3.5.

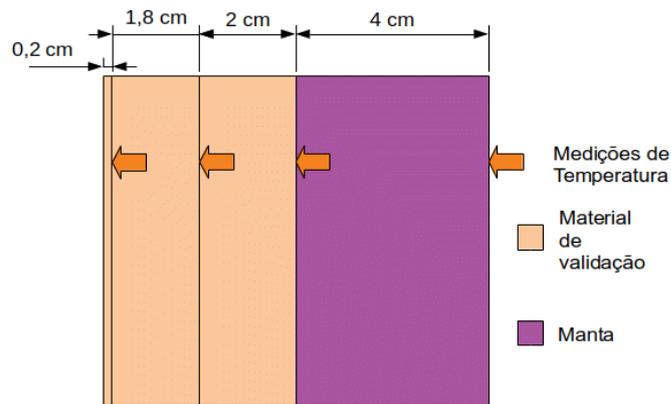


Figura 3.5: Desenho esquemático da parede do revestimento cerâmico do forno elétrico resistivo utilizado, e a posição dos termopares representados por setor utilizados para coletar os valores da temperatura durante o ciclo térmico.

Outros experimentos foram realizados no *forno de validação*, tal que fosse possível verificar, posteriormente, se o modelo em elementos finitos funcionaria bem em cenários variados. Mediu-se, portanto, a temperatura da superfície externa desse forno em três experimentos diferentes, a 10°C , $30^{\circ}\text{C}/\text{min}$ e $50^{\circ}\text{C}/\text{min}$, da temperatura ambiente até 900°C .

3.2.2 Modelagem Matemática Pelo Método dos Elementos Finitos

A modelagem em elementos finitos objetivou reproduzir o isolamento térmico de um forno elétrico resistivo (FER) durante sua operação. Para simular a operação completa de um FER, entretanto, muitos fenômenos físicos devem ser levados em consideração, inclusive: **i)** a emissão de radiação térmica da superfície da resistência elétrica; **ii)** a absorção e emissão de radiação térmica dos particulados que se encontram na câmara de aquecimento; **iii)** a absorção e emissão de radiação térmica do gás que está dentro da câmara de aquecimento; **iv)** a reflexão, absorção e emissão de radiação térmica da superfície interna das paredes; **v)** a emissão de radiação da superfície externa das paredes para o meio externo;

vi) a convecção interna; **vii)** a convecção externa; e **viii)** a condução térmica de dentro para fora do forno, através das paredes.

De uma perspectiva matemática, pelo menos 4 modelos poderiam ser necessários para descrever esse ambiente: **i)** a equação do calor, que calcula a distribuição de temperatura num corpo sólido; **ii)** a equação do Efeito Joule, que descreve a conversão de energia elétrica em térmica nas resistências; **iii)** a equação da Transferência de Calor Radiativa, que calcula os efeitos da radiação térmica; e **iv)** a equação de Navier – Stokes, que calcula o movimento dos gases, e conseqüentemente, os efeitos convectivos. Para simular todos os fenômenos físicos ocorrendo no forno seria necessário resolver estas equações para cada posição da parede e cada variação de tempo (*time step*), acoplando o resultado de uma como variável da outra. Além do risco dos cálculos não convergirem, seriam necessárias muitas operações para simular um único sistema de isolamento térmico. A depender da capacidade computacional disponível, o tempo necessário para realizar estes cálculos poderia inviabilizar o objetivo de simular diversos sistemas em tempo hábil.

Como o objetivo dos sistemas de isolamento térmico é preservar o calor dentro da câmara de aquecimento, isto é, prevenir que o calor vá de dentro para fora do forno, assumiu-se que reduzindo-se a temperatura externa do revestimento cerâmico, aumentaria-se a capacidade de isolamento do mesmo. Seria suficiente, portanto, simular apenas o volume de controle que envolve uma das paredes do forno. Para tal, duas condições de contorno foram utilizadas: **i)** de Dirichlet, na qual uma temperatura é imposta na superfície interna da parede e, portanto, tomando-se apenas a resultante dos efeitos Joule, de emissão de radiação interna e de convecção interna; e **ii)** de Robin, pela qual os efeitos de radiação externa e convecção externa são, de forma simplificada, acoplados à equação do Calor. Com estas condições de contorno, bastou resolver a Equação 3.1 em cada célula e variação de tempo do problema para aproximar o perfil de Temperatura alcançado por cada sistema de isolamento.

$$\begin{aligned}
& \int_{\Omega} (\rho \cdot c_p (T - T_{(t-1)}) \nu) dx + \\
& \int_{\Omega} (\kappa \times \nabla T \cdot \nabla \nu) dx + \\
& \int_{\partial\Omega} (h (T - T_{amb}) \nu) dS + \\
& \int_{\partial\Omega} (\epsilon \cdot \sigma (T^4 - T_{amb}^4)) dS = 0,
\end{aligned} \tag{3.1}$$

em que: ρ é a densidade do material [$\frac{kg}{m^3}$]; c_p é o calor específico do material [$\frac{J}{kgK}$]; T é a temperatura [K] no *time-step* atual; $T_{(t-1)}$ é a temperatura [K] no *time-step* anterior; T_{amb} é a temperatura ambiente [K]; Δt é a variação de tempo entre dois *time-steps*; ν é a função teste do método dos elementos finitos; $\kappa(T)$ é a condutividade térmica do material em função da temperatura [$\frac{W}{mK}$]; h é o coeficiente de transferência de calor por convecção [$\frac{W}{m^2K}$], aproximado pela função $5.53e^{-09} \times T_{ext}^3 - 2.21e^{-05} \times T_{ext}^2 + 0.031 \times T_{ext} + 24.10$, onde T_{ext} é a temperatura externa da parede; ϵ é o coeficiente de emissividade do material externo, determinado como 0.9 [adimensional]; σ é a constante de Stefan-Boltzmann, aproximada para $5.67e^{-8}$ [$\frac{kg}{m^2K^4}$]; dx é a variação da posição através da espessura do revestimento [m]; dS é a variação de uma unidade de área na superfície do contorno [m^2]; Ω é o domínio do problema; e $\partial\Omega$ é o contorno do problema. Os valores de ρ , $\kappa(T)$ e c_p dos materiais utilizados estão disponíveis no Apêndice A.

Assim, em parceria com a *HiTemp*, foi desenvolvida a modelagem térmica via método dos elementos finitos baseando-se nos dados experimentais da parede do forno elétrico resistivo mostrada na Figura 3.4. Para tanto, foi utilizada a *FEniCS*, biblioteca de uso livre desenvolvida para a linguagem de programação *Python*, que permite cálculos de equações diferenciais parciais (EDPs) de maneira bastante eficiente utilizando o método dos elementos finitos (FEM).

O modelo foi iterativamente aprimorado até que estivesse de acordo com as temperaturas da curva de aquecimento dos dados experimentais obtidos no *forno alvo* (primeira etapa do trabalho) dentro de uma faixa de erro de 10%. Já a malha do modelo foi refinada balanceando-se a precisão do mesmo e velocidade de convergência, para que fosse possível uma otimização de qualidade em tempo hábil. Por fim, confirmou-se a qualidade do modelo comparando as temperaturas medidas na parede externa no *forno*

de validação em três diferentes taxas de aquecimento (10, 30 e 50°C/min), como previsto pelo modelo para cada uma delas.

3.2.3 Procedimento de Filtragem Evolutiva

A fim de obter um conjunto de opções de sistemas de isolamento térmico multi-componentes com desempenho térmico calculado e que propiciem um balanço entre baixas temperaturas externas e baixos custos, um roteiro de otimização estocástica baseado no algoritmo genético multiobjetivo NSGA II [55] foi produzido na linguagem de programação Python e adaptado ao problema em questão, com correções propostas por Fortin e Perizeau [77]. A descrição dos principais comandos podem ser encontrados na Seção 2.4.4.

Estabeleceu-se uma interface com o modelo em FEM desenvolvido previamente, de maneira que o roteiro de otimização conseguisse enviar as variáveis de entrada para a simulação (quais materiais, em quais camadas e com quais espessuras), e obtivesse desta as variáveis de saída encontradas pelo método numérico (custos e temperaturas externas). Para tanto, cada indivíduo do algoritmo genético (GA) representa um sistema de isolamento térmico com uma lista que contém os materiais na ordem em que devem ser utilizados, da camada interna para a camada externa, e com os valores de espessuras de cada camada também na mesma ordem.

Os valores de custo total de materiais e as temperaturas externas, fornecidos como resposta pelo modelo FEM, foram utilizados no GA para indicar a aptidão de cada *indivíduo*, e assim tornar possível a seleção dos mesmos para cruzamento e a seleção para as próximas gerações. Logo, a primeira função objetivo consiste da minimização da temperatura externa, e a segunda função objetivo consiste da minimização do custo total dos materiais utilizados.

Ao final da otimização foram avaliadas as configurações de revestimento térmico que obtiveram os melhores balanços entre os dois objetivos mencionados. Foram obtidos diversos pontos num gráfico bidimensional no qual os eixos são as duas funções objetivos, formando uma curva de Pareto das melhores soluções. Sobre essa curva foi aplicado o método TOPSIS [74] com 3 cenários distintos de importância para a tempe-

ratura externa, o custo total e a espessura total, para assim avaliar quais seriam as três melhores configurações em cada cenário.

A parametrização utilizada para realizar a otimização neste estudo de caso é definida a seguir: **i)** a *população* final de cada geração era composta por **N=100 indivíduos**; **ii)** o algoritmo interromperia o ciclo de otimização se alguma das seguintes condições fossem alcançadas: a) após 100 gerações; b) se a média de desempenho da *população* se tornasse estável, e portanto se o algoritmo convergisse; ou c) se a última geração tivesse alcançado um tempo de execução maior do que duas horas; **iii)** não foram aceitas configurações que já tivessem sido simuladas em gerações anteriores; **iv)** o mecanismo de cópula é baseado no método do torneio [5]: a) dois sistemas de isolamento são sorteados com probabilidade uniforme, e o melhor entre os dois é escolhido para copular; b) repete-se o procedimento até serem sorteados **N** “casais”; **v)** durante a cópula, a reprodução ocorre de forma que as variáveis de entrada dos dois sistemas de isolamento sejam misturadas, gerando dois novos *indivíduos* com configurações que tendem a ser distintos daquelas dos *pais*; **vi)** cada uma das variáveis de entrada dos novos sistemas de isolamento, sendo elas 3 materiais e 3 espessuras de camada, tem 10% de chance de sofrer uma alteração aleatória (*mutação*), o que leva a uma probabilidade de mutação em ao menos uma variável de entrada de 47% por indivíduo; **vii)** a seleção de quais *indivíduos* sobreviverão à próxima geração é determinada de modo elitista, isto é, considerando-se apenas os **N** melhores sistemas de isolamento, e descartando o restante; **viii)** utilizou-se como curva de aquecimento os dados obtidos na câmara interna do *forno alvo*; **ix)** utilizou-se um *time-step* de 100 segundos.

3.3 Estudo Paramétrico do Procedimento de Filtragem Evolutiva

Após apresentação do uso da metodologia de seleção de revestimentos para fornos no estudo de caso, um estudo foi realizado para encontrar o conjunto de parâmetros de inicialização do procedimento de filtragem evolutiva que balanceasse eficácia em encontrar a curva de Pareto não-dominada e eficiência computacional. Para tanto, baseou-se novamente no *forno alvo* do estudo de caso, visto que um modelo matemático validado já estava disponível.

A primeira etapa deste estudo consistiu em simular todas as configurações possíveis, dentro das mesmas restrições do estudo de caso, com o objetivo de encontrar a curva de Pareto não-dominada real do problema para servir de referência da eficácia das parametrizações. Em seguida, foi realizado um planejamento de experimentos fatorial completo variando-se os seguintes fatores: **i)** se o algoritmo aceita ou não sistemas de isolamento com configurações já simuladas previamente para compor a população de uma nova geração; **ii)** tipo de mutação, múltipla ou única, isto é, se é permitido acontecer mutações em múltiplas variáveis de entrada do mesmo sistema de isolamento, ou em apenas uma; e **iii)** a taxa de mutação, considerando-se diferentes conjuntos de probabilidades para cada um dos tipos de mutação.

Para cada uma dessas condições, repetiu-se 7 vezes o procedimento de otimização dos revestimentos cerâmicos. Foram consideradas como medidas de avaliação: **i)** o tempo necessário para atingir algum dos critérios de parada; **ii)** a medida de desempenho de otimização multi-objetiva, denominada *Error Ratio* (Razão de erro) [78], que avalia a porcentagem das soluções não-dominadas encontradas que pertencem de fato à curva de Pareto real do problema; e **iii)** a medida de desempenho de otimização multi-objetiva denominada *Inverted Generational Distance* (Distância Geracional Invertida) [78], que retorna a soma das distâncias de cada ponto da curva de Pareto real para a solução não-dominada (encontrada pelo procedimento) mais próxima.

O critério **i)** avalia o custo computacional envolvido na filtragem evolutiva, enquanto os critérios **ii)** e **iii)** avaliam a eficácia do algoritmo em se aproximar da curva de Pareto real do problema, sendo que nessa parametrização procura-se minimizar os três parâmetros. Cada um desses critérios foi normalizado para obter valores comparáveis, sem que a dimensão do atributo influenciasse na escolha da parametrização ideal. Para verificar quais as melhores parametrizações, utilizou-se novamente o TOPSIS.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Estudo de Caso: Forno Elétrico Resistivo

4.1.1 Filtragem Inicial

A filtragem inicial resultou em 41 materiais distintos, distribuídos em 121 produtos candidatos, e é apresentada no Apêndice A. Dois ou mais produtos podem representar o mesmo material, mas com espessuras e preços por metro quadrado distintos. As regras para composição das camadas do revestimento foram estabelecidas como: **i)** a camada interna deveria ser composta por materiais rígidos com temperatura máxima de operação de pelo menos 1.600°C ; **ii)** a camada intermediária aceitaria apenas os materiais com temperatura máxima de trabalho superior a 1.260°C ; e **iii)** apenas materiais que podem operar em temperaturas inferiores a 1.260°C foram utilizados na camada externa. Com tais restrições, os números de produtos permitidos nas camadas interna, intermediária e externa foram de 37, 105 e 49, respectivamente, perfazendo um total de 190.365 configurações distintas que, a princípio, poderiam ser construídas.

4.1.2 Validação do Modelo FEM

São comparados no gráfico da Figura 4.1, os dados de temperatura levantados experimentalmente no *forno alvo* e o correspondente perfil térmico previsto pelo modelo em elementos finitos (FEM), para pontos de coleta como ilustrados na Figura 3.5. Percebe-se que há concordância entre os dados experimentais e os gerados pelo modelo, para cada uma das posições de coleta, indicando que o modelo representa bem o comportamento térmico da parede do forno elétrico resistivo.

Adicionalmente, comparou-se os dados levantados no *forno de validação* com os gerados pelo modelo para diferentes taxas de aquecimento, como mostrado na Figura 4.2.

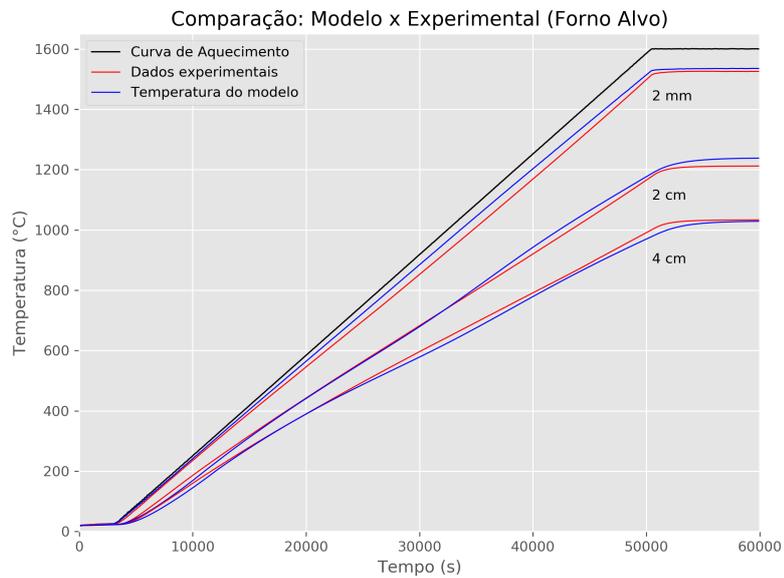


Figura 4.1: Comparativo entre os dados de temperatura levantados experimentalmente no *forno alvo* e os valores previstos pelo modelo matemático, para uma curva de aquecimento de aproximadamente 2C/min. Foram comparados os dados obtidos a 2mm, a 2cm e a 4cm da face quente do forno.

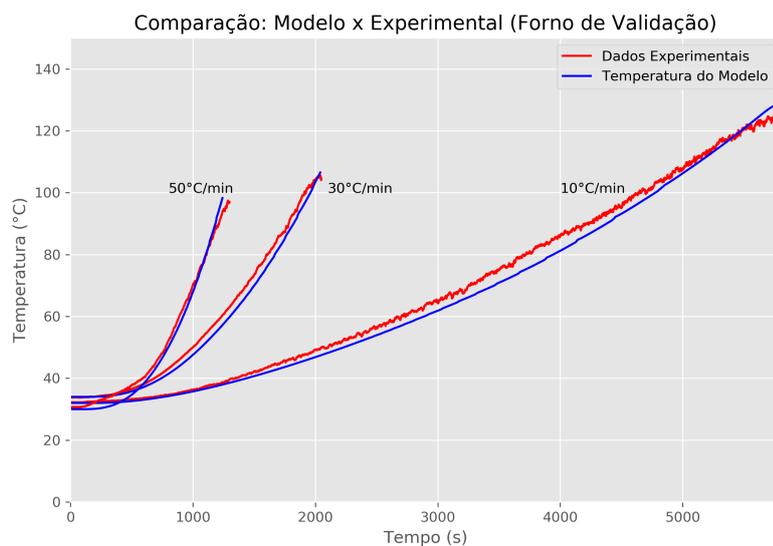


Figura 4.2: Comparativo entre os dados de temperatura levantados experimentalmente no *forno de validação* e os valores previstos pelo modelo matemático para as mesmas curvas de aquecimento, a 50, 30 e 10C/min.

Novamente o modelo previu com boa precisão a temperatura externa nessas outras condições. Considerou-se, portanto, o modelo em elementos finitos validado para prever a temperatura externa de fornos elétricos resistivos.

4.1.3 Seleção dos Materiais do FER

Os resultados obtidos pelo procedimento de filtragem evolutiva são exibidos no Apêndice B e nos gráficos da Figura 4.3. A Figura 4.3a mostra a evolução das médias dos desempenhos em termos de temperatura externa e do custo total do revestimento para cada geração, normalizados pelo Z-Score. Essa normalização mede quantos desvios padrões um valor está acima (positivo) ou abaixo (negativo) da média do conjunto de valores de que faz parte: para um conjunto x de gerações, o Z-Score da i -ésima geração é dado por: $Z\text{-Score}(x_i) = \frac{x_i - \text{Media}(x)}{\text{DesvPad}(x)}$.

Analisando esse resultado, fica clara a capacidade do software de reduzir simultaneamente as temperaturas externas e os custos de revestimento, uma vez que ambas as médias apresentam uma queda brusca logo nas primeiras gerações. O vale de mínima temperatura externa é obtido na oitava geração, a partir da qual cresce lentamente até atingir um patamar. Já os custos do revestimento são reduzidos gradualmente ao longo do processo de otimização. Após a trigésima geração, ambas as funções objetivos atingem um valor estável e, portanto, satisfazem o critério de parada do procedimento de filtragem evolutiva na quadragésima geração.

Após estas 40 gerações, o algoritmo executou 7.239 simulações por elementos finitos, de um total de 190.365 possíveis, obtendo 4.004 sistemas de isolamento que respeitaram as restrições de temperatura máxima permitida pelos materiais e outras 3.235 que falharam. Em outras palavras, o método de filtragem evolutiva precisou simular apenas 3.8% das configurações possíveis para retornar um conjunto de soluções próximas do ideal.

Como as duas funções objetivo são conflitantes, ou seja, quando a temperatura externa é baixa o preço do revestimento tende a ser maior e vice-versa, o resultado da filtragem evolutiva é um conjunto de 100 configurações otimizadas, balanceando-se as funções objetivo, de tal maneira que fronteiras de Pareto podem ser traçadas (Se-

ção 2.4.2). A Figura 4.3b exibe o espaço dos objetivos contendo as soluções finais após as 40 gerações, classificadas pelos respectivos ranques da fronteira a que pertencem. A Figura 4.3c mostra de forma ampliada as soluções que alcançaram entre 50°C e 80°C com custos de revestimento entre US\$1.450,00/m² até US\$2.700,00/m², excluindo-se assim as soluções consideradas extremas, isto é, as muito caras e as que aquecem muito, e enfatizando aquelas com os melhores custo-benefício.

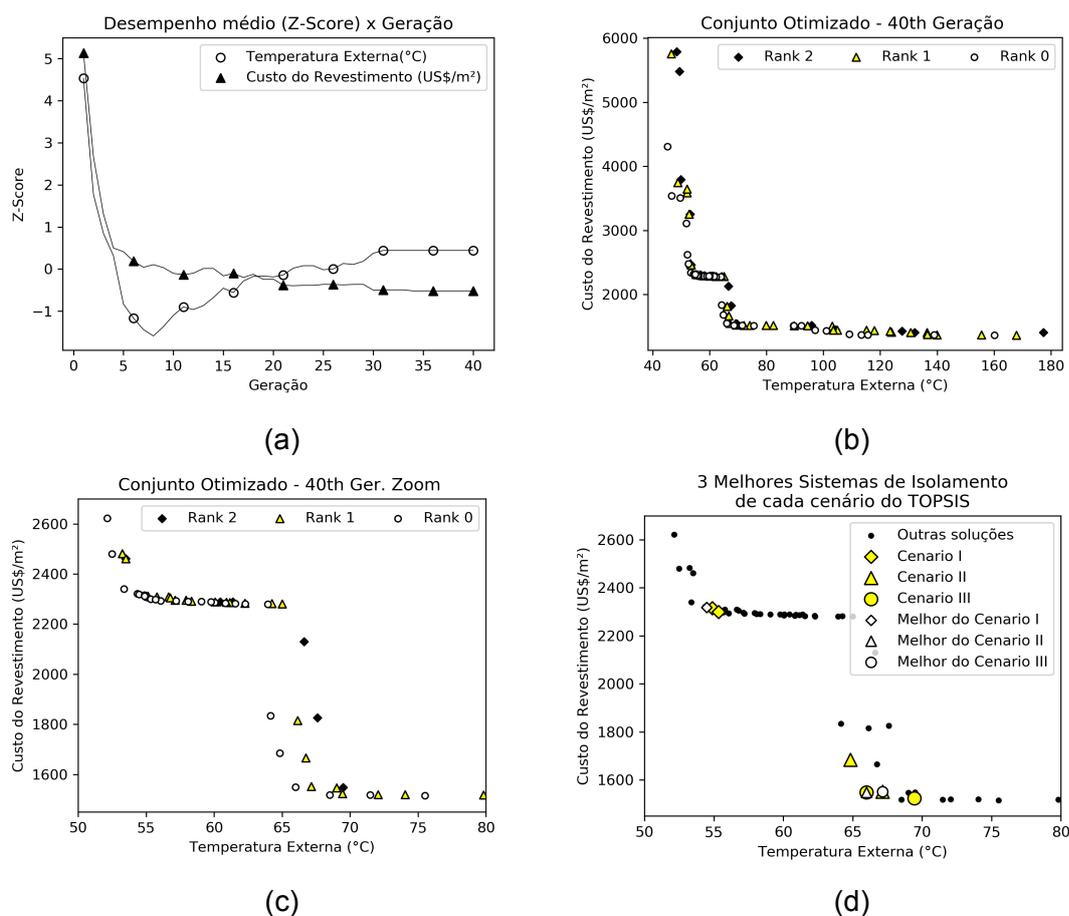


Figura 4.3: Resultados do procedimento de filtragem evolutiva: (a) médias da temperatura externa e dos custos de revestimentos ao longo das gerações, normalizados pelo Z-Score; (b) conjunto dos revestimentos otimizados, dispostos no espaço dos objetivos e classificados de acordo com o critério de dominância da fronteira de Pareto a que pertencem; (c) soluções contidas no conjunto otimizado com ampliação na região de 50°C a 80°C com custos de revestimento entre US\$1.450,00/m² e US\$2.700,00/m²; e (d) soluções indicadas pelo TOPSIS para cada um dos cenários I, II e III.

Apesar do conjunto de revestimentos otimizados serem agrupados nas fronteiras de Pareto de acordo com o critério de dominância, não há nenhum critério de preferência entre soluções que pertencem à mesma fronteira. Sendo assim, a ferramenta de tomada de decisão multi-critério TOPSIS, que avalia a distância de cada solução para uma condição ideal e para uma outra na pior condição, foi escolhida para ordenar as soluções do conjunto final de acordo com três cenários distintos: **i)** Cenário I: é dado um peso de 30% para a redução do custo do revestimento, 60% para redução da temperatura externa e 10% para a redução da espessura total do revestimento; **ii)** Cenário II: atribui-se a mesma relevância para a redução da temperatura externa e do custo do revestimento, 45%, e 10% para a espessura total; e **iii)** Cenário III: define-se 60% para o custo, 30% para a temperatura externa e novamente 10% para espessura total. A espessura total foi considerada em todos os exemplos como um fator adicional a ser considerado, pois embora não tenha sido utilizado como função objetivo na otimização, é um fator importante para os usuários de FER.

As Tabelas 4.1, 4.2 e 4.3 mostram os três primeiros sistemas de isolamento térmico escolhidos pelo TOPSIS para cada cenário. As soluções resultantes também foram plotadas no espaço original de objetivos (Temperatura Externa x Custo do Revestimento) no gráfico da Figura 4.3d, que mostra os mesmos limites de temperatura e custo de revestimento da Figura 4.3c.

Na Figura 4.3d é possível notar que as melhores soluções do primeiro cenário apresentam diferenças muito pequenas em termos de temperatura externa e custo de revestimento, uma vez que as três soluções são compostas por combinações de produtos muito semelhantes. Nos cenários II e III, por sua vez, as duas melhores soluções se sobrepõem uma à outra, porém em ordens distintas de preferência devido às diferenças nos pesos atribuídos, que favoreceu a de menor espessura no cenário III. É importante ressaltar que embora os revestimentos identificados pelos números S_60 e S_62 pertençam à fronteira de Pareto de ranque 1, esses foram escolhidos entre os três melhores dos cenários II e III, e que o material identificado pelo número S_28 foi utilizado em todas as camadas internas dos revestimentos escolhidos.

Tabela 4.1: TOPSIS Cenário I: 60% temperatura externa, 30% custo total da parede, e 10% espessura total da parede.

TOP3 ID.	Sistema	Camada			Temperatura Externa	Custo (US\$/m ²)	Espessura Total (mm)
		Interna	Intermed.	Externa			
1º	S_32	C_28_51	F_13_38	F_13_51	54.48	2318.50	140
2º	S_31	C_28_51	F_13_51	F_12_38	54.88	2315.50	140
3º	S_28	C_28_51	F_13_38	F_12_51	55.35	2299.15	140

Tabela 4.2: TOPSIS Cenário II: 45% temperatura externa, 45% custo total da parede, e 10% espessura total da parede.

TOP3 ID.	Sistema	Camada			Temperatura Externa	Custo (US\$/m ²)	Espessura Total (mm)
		Interna	Intermed.	Externa			
1º	S_14	C_28_25	O_0_50	F_15_51	65.99	1549.01	126
2º	S_62	C_28_25	O_0_50	F_16_38	67.14	1551.51	113
3º	S_15	C_28_25	C_40_51	F_13_51	64.84	1684.66	127

Tabela 4.3: TOPSIS Cenário III: 30% temperatura externa, 60% custo total da parede, e 10% espessura total da parede.

TOP3 ID.	Sistema	Camada			Temperatura Externa	Custo (US\$/m ²)	Espessura Total (mm)
		Interna	Intermed.	Externa			
1º	S_62	C_28_25	O_0_50	F_16_38	67.14	1551.51	113
2º	S_14	C_28_25	O_0_50	F_15_51	65.99	1549.01	126
3º	S_60	C_28_25	O_2_50	F_16_38	69.45	1523.53	113

Apesar da utilidade do TOPSIS, o especialista em seleção de materiais deverá determinar qual o cenário de preferências ideal para a aplicação do forno e analisar empiricamente as soluções propostas, uma vez que essa ferramenta não pretende fornecer uma única resposta final, mas guiar os especialistas a fim de reduzir o número de configurações do revestimento cerâmico a serem investigadas. Como resultado do uso da metodologia de seleção de revestimentos cerâmicos para FERs, reduziu-se um universo de 190.365 para algumas unidades de combinações de isolamentos térmicos que teriam que ser avaliados em seguida.

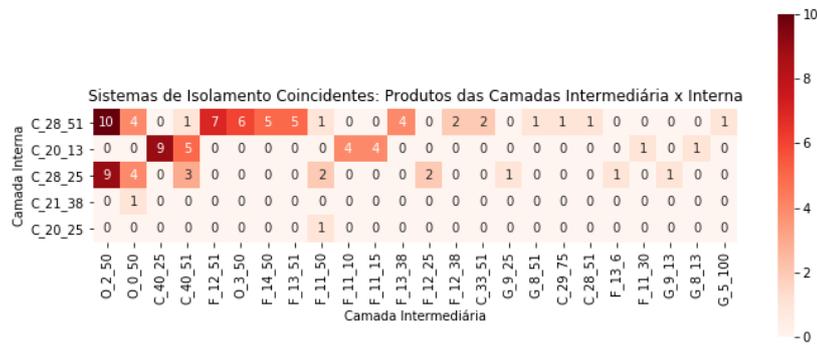
4.1.4 Análise do Conjunto Ótimo de Soluções

O conjunto de soluções otimizadas, resultado da filtragem evolutiva, pode ser analisado em maiores detalhes para obter constatações acerca dos produtos que compõem os sistemas de isolamento, os materiais dos quais são feitos e as relações entre eles, assim como entender melhor o porquê desses alcançarem custo-benefícios superiores. Há diversas maneiras de se analisar os resultados, sendo que cada uma tem o potencial de mostrar aspectos distintos sobre os sistemas de isolamento.

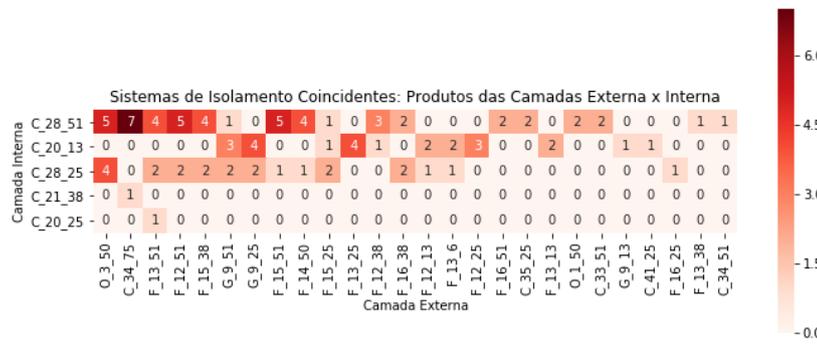
Uma primeira análise é feita considerando a frequência dos pares de produtos em determinadas camadas do conjunto de soluções otimizadas, isto é, o número de vezes que dois produtos foram usados nas mesmas camadas de sistemas de isolamento distintos. O gráfico de mapa de calor da Figura 4.4 mostra de forma clara os pares de materiais mais frequentes entre cada par de camadas, sendo que em cada um deles os materiais estão ordenados por ordem de frequência na própria camada, de cima para baixo e da esquerda para a direita. Os maiores valores ou cores mais escuras para as intersecções entre linhas e colunas indicam que tal combinação de produtos foi selecionada diversas vezes durante o procedimento evolutivo pelos mecanismos do algoritmo genético.

C_28_51 e O_02_50 na Figura 4.4a, ou C_28_51 e C_34_75 na Figura 4.4b são pares de produtos que obtiveram grande sucesso, e que provavelmente podem ser utilizados juntos em linhas de produção de fornos elétricos resistivos com bom custo-benefício. Por outro lado, nota-se que pares de produtos candidatos selecionados para as camadas intermediária e externa geralmente não são repetidos em configurações distintas (Figura 4.4c). Tal constatação pode indicar que os materiais da camada interior influenciam mais efetivamente o desempenho térmico do revestimento, enquanto as demais camadas impactam no refinamento do balanço entre os objetivos.

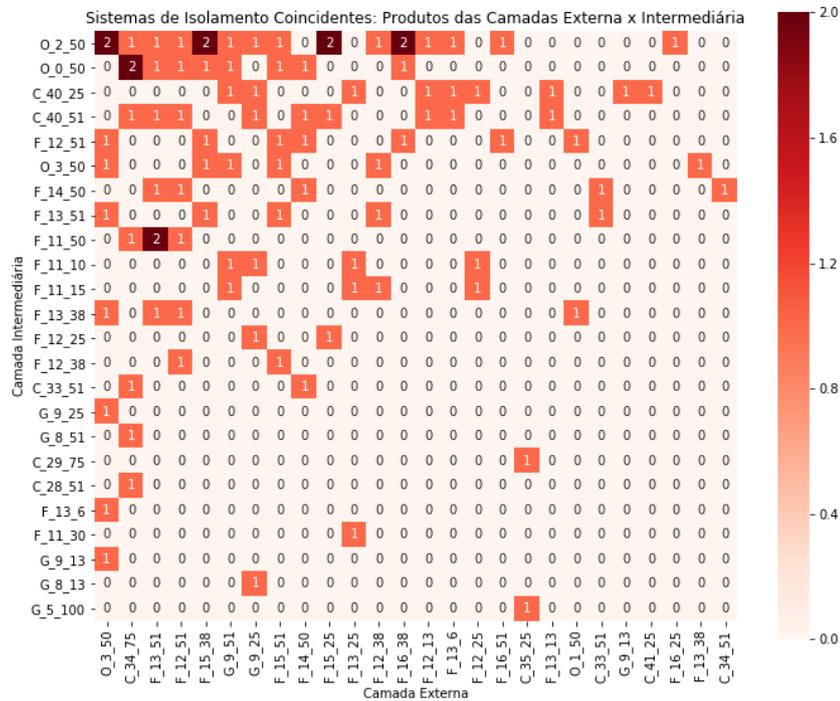
Outra análise que pode ser feita é com relação aos produtos utilizados em cada camada isoladamente, como apresentado nos gráficos da Figura 4.5. Para simplificar a visualização, considerou-se apenas os três produtos mais frequentes no conjunto das soluções otimizadas (Apêndice B) para cada camada.



(a)



(b)



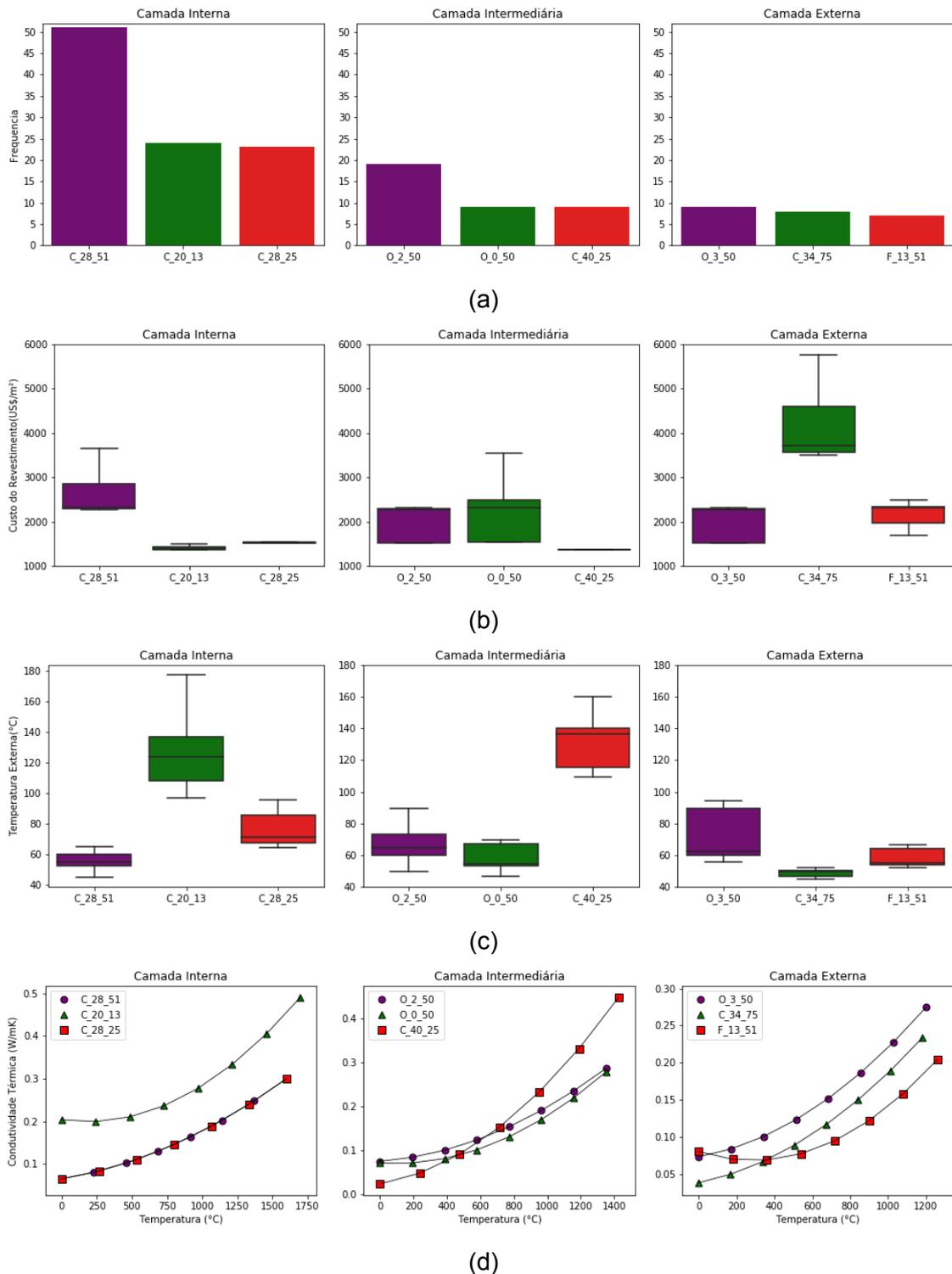


Figura 4.5: Análise dos três materiais mais frequentes em cada camada do conjunto de revestimentos otimizados: (a) histograma de frequência absoluta, (b) diagrama de caixa dos custos de revestimento alcançados pelos sistemas dos quais cada produto compõe, (c) diagrama de caixa das temperaturas alcançadas pelos sistemas dos quais cada produto compõe, e (d) as condutividades térmicas de cada produto.

São mostradas a frequência de cada produto, as distribuições das temperaturas externas e dos custos de revestimento alcançados nos sistemas que esses compõem e suas condutividades térmicas.

No histograma da Figura 4.5a é perceptível a diferença em termos das distribuições de frequências entre as camadas. Na camada interna um único produto está presente em 51 dos 100 sistemas de isolamento otimizados, enquanto os três mais frequentes somam juntos 98%. Além disso, dos três produtos dessa camada, dois são compostos pelo mesmo material, o que confirma a suspeita notada após o TOPSIS de que o material identificado pelo número 28 é preponderante no conjunto otimizado, estreitando bastante o universo de possibilidades que o decisor dispõe. Já nas camadas intermediária e externa, há uma distribuição mais ampla na utilização dos produtos, uma vez que os três mais frequentes de cada uma estão presentes em apenas 37% e 24% dos revestimentos otimizados, respectivamente. Essas duas camadas apresentam maior competição entre os produtos candidatos, reforçando a ideia de que eles desempenham um papel maior de refinamento entre o custo e o benefício dos sistemas, o que pode ser consequência da maior quantidade de produtos disponíveis para serem utilizados.

Os diagramas de caixa dos desempenhos dos sistemas de isolamento que contêm os três produtos mais frequentes de cada camada, nas Figuras 4.5b e 4.5c, evidenciam um padrão que facilita a visualização do conflito que há entre a efetividade dos materiais em reduzir a temperatura e os custos dos produtos utilizados: os sistemas que são compostos por produtos de maior preço têm maior tendência de apresentar um isolamento mais eficaz, e vice-versa, embora não seja uma relação linear.

Os diagramas de distribuição de custos e de temperatura (Figura 4.5b e 4.5c) são melhor compreendidos quando comparados com as condutividades térmicas dos materiais que compõem os sistemas de isolamento (Figura 4.5d). Tomando-se as condutividades térmicas dos produtos da primeira camada, fica claro porquê o C_28_51 deve ser usado em situações em que se prioriza temperaturas baixas, enquanto o C_20_13 é preferível em situações em que se deseja custos muito baixos: o primeiro apresenta condutividade térmica inferior ao segundo em todo o leque de temperatura de aquecimento, enquanto o segundo apresenta um custo 43% menor que o primeiro (Apêndice A) e uma espessura muito menor. Já as diferenças entre os produtos C_28_51 e C_28_25 são explicadas apenas pelas espessuras, uma vez que têm as mesmas condutividades térmicas. É im-

portante ressaltar que apesar do primeiro ter mais que o dobro da espessura do segundo, C_28_51 é apenas 50% mais caro, apresentando um melhor custo-benefício.

Porém, quando se tenta fazer uma análise semelhante para os produtos utilizados nas camadas intermediária e externa, a variação da condutividade térmica com a temperatura não é suficiente para deduzir o desempenho prático dos produtos, pois as curvas se cruzam. De fato, este é o cenário mais comum quando se considera todos os produtos candidatos para cada camada, e este fato justifica a utilização de modelos matemáticos para a previsão da temperatura externa a partir das propriedades em função da temperatura, ao invés de analisar simplesmente seus gráficos. Ainda assim, alguns padrões são observados nas três camadas: sistemas com produtos que apresentam maiores valores de condutividade térmica, especialmente em altas temperaturas, tendem a apresentar distribuições de temperaturas externas mais amplas, enquanto o uso de produtos com maiores espessuras induz a menores distribuições de temperatura.

4.2 Parametrização do Procedimento de Filtragem Evolutiva

Partindo-se da mesma lista de materiais candidatos obtida após a filtragem inicial da Seção 4.1.1, realizou-se um estudo do procedimento de filtragem evolutiva com relação a variação de três parâmetros: **i)** se é aceito ou não configurações já simuladas em gerações anteriores; **ii)** se é aceita mutação em apenas uma variável de entrada por indivíduo, ou em mais que uma; e **iii)** o valor da taxa de mutação.

4.2.1 Análise Determinística

Para avaliar a qualidade de uma determinada parametrização foi necessário determinar a curva de Pareto de referência dos sistemas de isolamento, considerando-se as mesmas restrições do estudo de caso. Para tanto, planejou-se um experimento fatorial completo em que foram simuladas todas as combinações possíveis de materiais e espessuras para revestimentos de três camadas, com *time-step* de 500 segundos. Do total de 195.365 combinações: **i)** 5.586 (2,9%) eram configurações que não cumpriam a restrição

de tamanhos mínimo ou máximo; **ii**) 87.584 (46,0%) atingiram temperaturas superiores à permitida por algum de seus componentes; e **iii**) 97.195 (51,1%) foram combinações factíveis. Dessas últimas, fazem parte da fronteira de Pareto não-dominada apenas 36 soluções, mostradas na Figura 4.6.

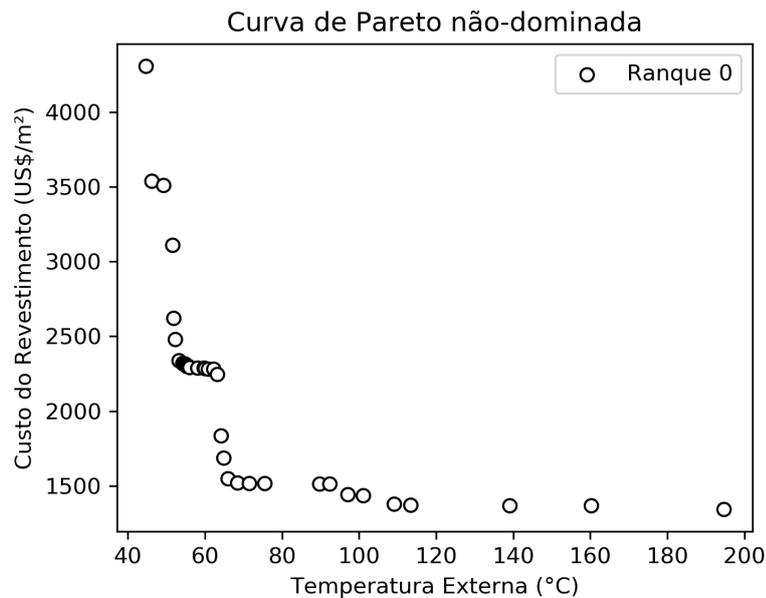


Figura 4.6: Curva de Pareto não-dominada considerando-se todas as combinações factíveis para o forno elétrico resistivo, dentro das restrições impostas no estudo de caso.

4.2.2 Estudo Paramétrico

Os fatores e os níveis considerados para cada parâmetro são mostrados na Tabela 4.4. Para cada uma das condições foram realizadas 7 otimizações, de modo que cada uma delas fosse interrompida somente se um dos critérios de parada fosse satisfeito, isto é, se: **i**) após as primeiras 20 gerações, a última geração vier a apresentar as mesmas soluções não dominadas durante as últimas 5 gerações e terem surgido menos do que 10 novos indivíduos nesse mesmo período; **ii**) as soluções não-dominadas não serem alteradas durante 20 gerações; ou **iii**) a última geração durar mais do que 1 hora.

Tabela 4.4: Fatores e níveis considerados para planejamento de experimento do estudo de parametrização.

Identificação	Repetição	Tipo de mutação	Mutação por gene	Mutação por indivíduo
RepON MultiMut 5	Sim	Múltipla	5%	26%
RepON MultiMut 7	Sim	Múltipla	7%	35%
RepON MultiMut 10	Sim	Múltipla	10%	47%
RepON SingleMut 20	Sim	Única	20%	20%
RepON SingleMut 30	Sim	Única	30%	30%
RepON SingleMut 40	Sim	Única	40%	40%
RepOFF MultiMut 5	Não	Múltipla	5%	26%
RepOFF MultiMut 7	Não	Múltipla	7%	35%
RepOFF MultiMut 10	Não	Múltipla	10%	47%
RepOFF SingleMut 20	Não	Única	20%	20%
RepOFF SingleMut 30	Não	Única	30%	30%
RepOFF SingleMut 40	Não	Única	40%	40%

Atingido um dos critérios, avaliou-se a parametrização com relação à sua eficiência computacional, isto é, a duração total em minutos da otimização, e com relação à sua eficácia, pelas medidas *Error Ratio - ER* (Razão de erro) e *Inverted Generational Distance - IGD* (Distância geracional invertida) [78], com o intuito de minimizar os três parâmetros. Os resultados são mostrados nos gráficos da Figura 4.7, os quais permitem comparar o valor obtido em cada uma das medidas de desempenho com o tempo total da otimização para todos os experimentos realizados e para as médias de cada parametrização.

Observa-se, tanto na Figura 4.7a quanto na Figura 4.7b que há um padrão bem definido com relação a aceitar ou não simulações repetidas. As parametrizações que aceitam repetições, representadas pelos pontos em forma de circunferências e de losangos, alcançam os critérios de parada muito mais rapidamente do que as que não aceitam (triângulos e estrelas). Essas obtiveram maior uniformidade nas medidas de eficácia do que aquelas, porém há uma maior incerteza no tempo de otimização, enquanto aquelas apresentaram grandes variações de eficácia dentro de uma mesma parametrização, mas com tempos de otimização mais uniforme.

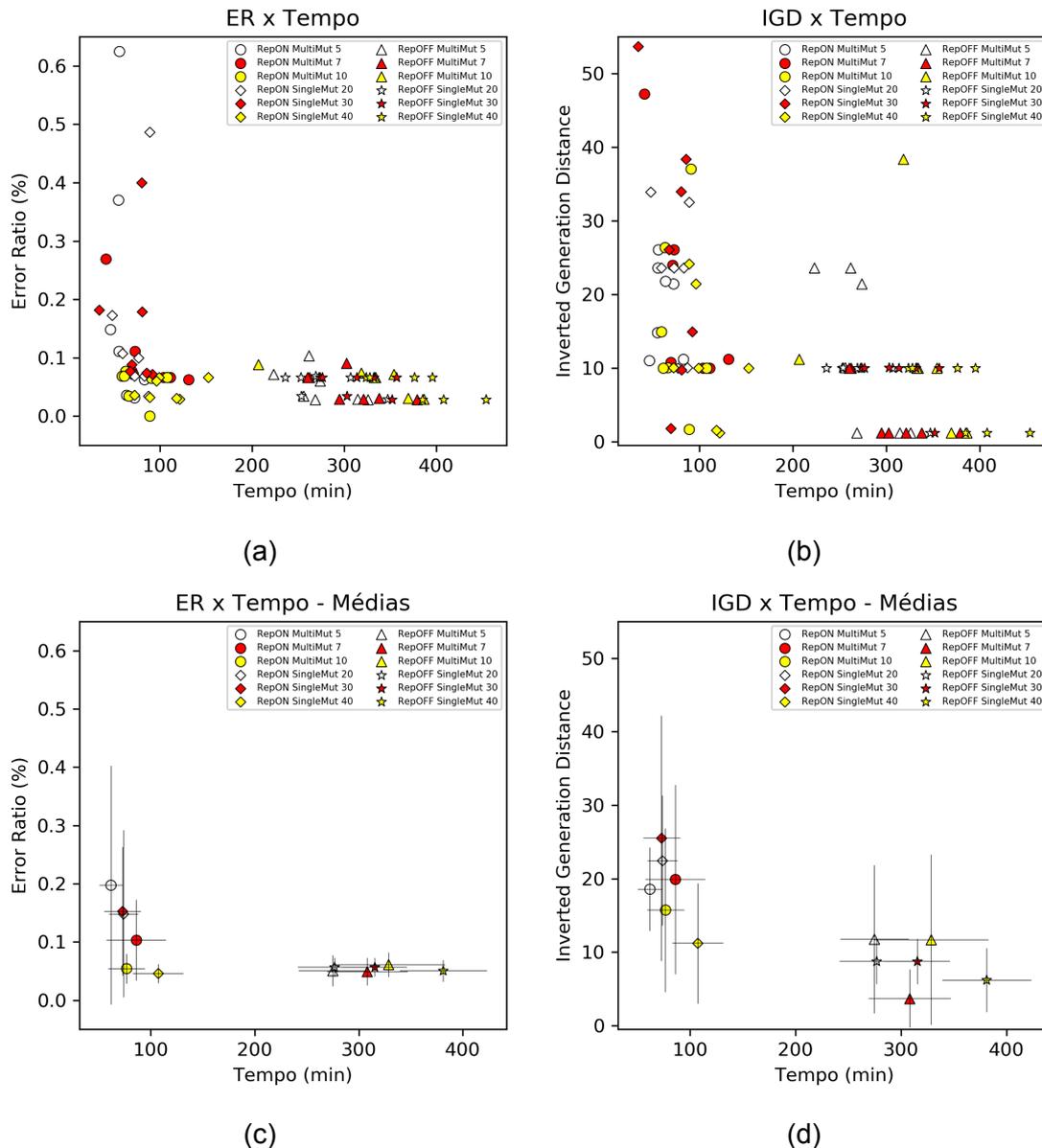


Figura 4.7: Gráficos dos resultados obtidos das distintas parametrizações: (a) ER x Tempo, (b) IGD x Tempo, (c) ER x Tempo médias das amostras e (d) IGD x Tempo médias das amostras. As barras de erro nos gráficos (c) e (d) são relativas a um desvio padrão da amostra de cada parametrização.

A análise com relação ao tipo e a taxa de mutação, isto é, se é aceita apenas uma mutação por indivíduo ou mais de uma, e com que probabilidade, é mais precisa se forem observadas as médias de cada parametrização, mostradas nas Figuras 4.7c e 4.7d. Não há um padrão claro para a influência do tipo de mutação uma vez que soluções de ambos os tipos estão praticamente dentro das faixas de erro uns dos outros. Há, no entanto, um efeito da taxa de mutação no caso das parametrizações que não aceitam repetições, de

que quando mais baixas, há uma tendência a apresentarem maiores valores médios de ER e IGD e também maiores desvios padrão com relação a essas medidas.

Para elencar quais as melhores parametrizações, segundo estes três indicadores, optou-se por utilizar novamente o TOPSIS, dada a dificuldade para comparar tais resultados. Para tal, escolheu-se três cenários para comparação: **i)** um cenário em que é dado 50% de importância para o tempo, e 25% para cada uma das medidas de eficácia; **ii)** outro em que são dados pesos iguais aos três atributos; e **iii)** um em que o tempo tem peso 20%, e os demais tem 40% cada.

As três melhores soluções de cada cenário apontadas pelo TOPSIS são mostradas na Tabela 4.5. Observa-se que a parametrização “Rep ON Single Mut 40”, que apresenta repetição de indivíduos, mutação única e taxa de mutação de 40%, foi considerada a melhor em todos os cenários. Além disso, os cenários **i** e **ii** apresentaram as mesmas parametrizações como preferenciais nas três primeiras colocações, sendo todas elas com repetição de indivíduos. No cenário **iii**, por dar maior ênfase para as medidas de desempenho em detrimento do tempo de execução, parametrizações que não aceitam repetições aparecem na 2^a e 3^a colocações.

Tabela 4.5: Três melhores parametrizações segundo o TOPSIS para os três cenários de preferência.

Cenário	1 ^a colocada	2 ^a colocada	3 ^a colocada
i)	Rep ON Single Mut 40	Rep ON Multi Mut 10	Rep ON Multi Mut 7
ii)	Rep ON Single Mut 40	Rep ON Multi Mut 10	Rep ON Multi Mut 7
iii)	Rep ON Single Mut 40	Rep OFF Multi Mut 7	Rep OFF Single Mut 20

5 CONCLUSÕES

Este trabalho objetivou elaborar uma metodologia computacional a partir de ferramentas de acesso gratuito que auxiliasse a seleção de materiais cerâmicos refratários para fornos de altas temperaturas, com ênfase no balanço entre a redução da temperatura externa e a redução do custo do isolamento. A solução proposta utiliza um procedimento de filtragem evolutiva, na qual é executado um algoritmo híbrido de elementos finitos e otimização estocástica de maneira a transformar uma lista de materiais candidatos em outra de sistemas de isolamento térmico multi-componentes com desempenhos térmicos calculados e otimizados com relação ao custo-benefício.

Esse procedimento foi aplicado em um estudo de caso envolvendo a escolha do sistema de isolamento de um forno elétrico resistivo com operação até 1.600°C. Os resultados indicam a excelente eficiência computacional desta metodologia, que a partir do cálculo de desempenho térmico e custos de apenas 3.8% das configurações possíveis, foi capaz de recomendar uma curta lista de sistemas refratários otimizados para investigações mais detalhadas *a posteriori*. A ferramenta também se mostrou útil na compreensão acerca da construção de produtos multi-componentes para isolamento térmico, na comparação entre o custo-benefício de cada produto isoladamente e no planejamento de novas linhas de produtos. Por fim, obteve-se uma parametrização que equilibrasse a eficiência do algoritmo em termos de obtenção de soluções ótimas e tempo de execução.

6 SUGESTÕES PARA FUTUROS TRABALHOS

Vislumbra-se, em trabalhos futuros, a perspectiva de utilização de outras ferramentas de inteligência computacional na seleção de materiais cerâmicos refratários multi-componentes para isolamento térmico, como outras meta-heurísticas ou aprendizado de máquina, e ainda combinações destas, de forma a tornar este processo mais abrangente, confiável e acessível.

A ferramenta desenvolvida neste trabalho contribui na seleção de materiais para o projeto de fornos que contam com uma ou mais características listadas a seguir:

- Sistemas de isolamento de múltiplas partes, sejam elas em série, como no estudo de caso, ou por região do forno, como no caso de painéis de produção de aço, que apresentam diferentes exigências para cada seção;
- Dispõem de muitos materiais candidatos, com propriedades térmicas conhecidas, porém de difícil previsão do comportamento térmico e/ou difícil comparação entre as muitas possibilidades de construção dos sistemas de isolamento;
- Fornos de geometrias complexas;
- Fornos cuja simulação seja de alto custo computacional, independente do método numérico escolhido para modelagem matemática. A relação entre a quantidade de possibilidades e o custo computacional determinarão se vale a pena utilizar a ferramenta ou realizar todas as simulações.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 BARRY, F. The influence of temperature on chemical reaction in general. *American Journal of Botany*, Botanical Society of America, v. 1, n. 5, p. 203–225, 1914. ISSN 00029122, 15372197. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2435254>>.
- 2 MULLINGER, P.; JENKINS, B. *Industrial and Process Furnaces: Principles, Design and Operation: Second Edition*. [S.l.]: Butterworth-Heinemann, 2013. 1-639 p. ISBN 978-0-080-99378-2.
- 3 REDDY, J.; GARTLING, D. *The finite element method in heat transfer and fluid dynamics, Third Edition*. [S.l.]: CRC Press - Taylor Francis Group, 2010. 1-483 p. ISBN 978-1-420-08598-3.
- 4 JAHAN, A. et al. Material screening and choosing methods — a review. *Materials design*, p. 696–705, 02 2010.
- 5 JONG, K. D. *Evolutionary Computation – A Unified Approach*. [S.l.: s.n.], 2006. ISBN 978-0-262-04194-2.
- 6 BOYD, S.; VANDENBERGHE, L. *Convex Optimization*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2004. ISBN 0521833787.
- 7 DARWIN, C. *On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life*. 2nd. ed. [S.l.]: John Murray, 1859. 564 p.
- 8 LUPI, S. *Fundamentals of Electroheat: Electrical Technologies for Process Heating, First Edition*. [S.l.]: Springer International Publishing, 2017. 1-620 p. ISBN 978-3-319-46015-4.
- 9 TRINKS, W. et al. *Industrial Furnaces, 6th Edition*. [S.l.]: JOHN WILEY SONS, INC., 2004. 496 p. ISBN 978-0-470-17261-2.
- 10 KINGERY, W. D.; BOWEN, H. K.; UHLMANN, D. R. *Introduction to Ceramics, 2nd Edition*. [S.l.]: John Wiley Sons, 1976. 1056 p. ISBN 978-0-471-47860-7.
- 11 CALLISTER, W. D. *Materials Science and Engineering: An Introduction, 7th Edition*. [S.l.]: John Wiley Sons, 2006. 832 p. ISBN 978-0-006-97011-8.
- 12 SURENDRANATHAN, A. O. *An Introduction to Ceramics and Refractories, 1st Edition*. [S.l.]: CRC Press, 2014. 524 p. ISBN 978-1-482-22044-5.
- 13 CENGEL, Y. A. *Heat Transfer: A Practical Approach, 2nd Edition*. [S.l.]: Mcgraw-Hill, 2002. 854 p. ISBN 978-0-072-45893-0.
- 14 BERNARDES, R. *Refratários e Isolantes*. [S.l.]: Petróleo Brasileiro S. A. - PETROBRAS, 2005. 1-125 p.
- 15 BRIGGS, J. The refractories industry - a review. *Materials Technology*, v. 20, n. 4, p. 225–232, 2005. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2435254>>.
- 16 GEROTTO, M. V.; PILEGGI, R. G.; PANDOLFELLI, V. C. Resistência mecânica a quente de concretos refratários aluminosos zero-cimento auto-escoantes contendo adições de microssílica e microssílica coloidal. *Cerâmica Online*, Scielo, v. 46, p. 91 – 96, 06 2000. ISSN 0366-6913. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0366-69132000000200007&nrm=iso>.
- 17 SCHACHT, C. *Refractories Handbook, 1st Edition*. [S.l.]: CRC Press, 2004. 520 p. ISBN 978-0-203-02632-8.

- 18 MEO, C. E. de. The effectiveness of thermal ceramic coatings for high temperature processes energy consumption - a review. *Relatório interno*, 2019.
- 19 Pedro I.B.G.B. Pelissari et al. Analysis and modeling of the pore size effect on the thermal conductivity of alumina foams for high temperature applications. *Ceramics International*, v. 43, n. 16, p. 13356 – 13363, 2017. ISSN 0272-8842. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272884217314669>>.
- 20 VIVALDINI, D. O. et al. Review: Fundamentals and materials for the microstructure design of high performance refractory thermal insulating. *Cerâmica*, Scielo, v. 60, n. 354, p. 297 – 309, 06 2014. ISSN 0366-6913. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0366-69132014000200021&nrm=iso>.
- 21 GILCHRIST, J. D. *Fuels, Furnaces and Refractories, 1st Edition*. [S.l.]: Pergamon, 1977. 368 p. ISBN 978-1-483-15197-7.
- 22 CHAWLA, K. K. *Cambridge Solid State Science Series: Fibrous Materials*. [S.l.]: CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS, 1998. 368 p. ISBN 978-0-521-57079-4.
- 23 CANIGLIA, S.; BARNA, G. L. *Handbook of Industrial Refractories Technology*. 1. ed. [S.l.]: William Andrew, 1993. 650 p. ISBN 9780815517566.
- 24 GIBSON, M. F. A. L. J. *Cellular solids: Structure and properties, 2nd Edition*. [S.l.]: Cambridge University Press, 1997. 532 p. ISBN 978-0-521-49911-8.
- 25 TRINDADE, R. S. *Cerâmicas Reticuladas Produzidas Pelo Método De Gelcasting Utilizando Espumas Rígidas De Poliuretano Produzidas Com Óleo De Mamona*. Dissertação (Mestrado) — UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL, 2013.
- 26 GOUVEA, D.; NETO, W. A. S.; CAPOCCHI, J. D. T. Utilização de uma resina preparada pelo método da solução líquida de citratos como ligante durante a preparação de filtros cerâmicos à base de alumina. *Cerâmica*, Scielo, v. 45, n. 295, p. 150–154, 1999. ISSN 0366-6913.
- 27 MONTANARO, L. et al. Ceramic foams by powder processing. *Journal of the European Ceramic Society*, v. 18, n. 9, p. 1339 – 1350, 1998. ISSN 0955-2219. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0955221998000636>>.
- 28 SALVINI, V.; LUZ, A. D.; PANDOLFELLI, V. Foam sprayed porous insulating refractories. *Refractories WorldForum*, v. 4, p. 93, 04 2012.
- 29 SALVINI, V. R. et al. Nontoxic processing of reliable macro-porous ceramics. *International Journal of Applied Ceramic Technology*, v. 13, n. 3, p. 522–531, 2016. Disponível em: <<https://ceramics.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/ijac.12521>>.
- 30 OHJI, T.; FUKUSHIMA, M. Macro-porous ceramics: processing and properties. *International Materials Reviews*, Taylor Francis, v. 57, n. 2, p. 115–131, 2012.
- 31 STUART, A. R. et al. Processing routes to macroporous ceramics: A review. *Journal of the American Ceramic Society*, v. 89, n. 6, p. 1771–1789, 2006. Disponível em: <<https://ceramics.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1551-2916.2006.01044.x>>.
- 32 KIAKOUAMA, L.; FAUCON, D. Les fibres céramiques réfractaires : un danger pour l'homme ? revue de la littérature. *Archives des Maladies Professionnelles et de l'Environnement*, v. 71, n. 5, p. 759 – 770, 2010. ISSN 1775-8785. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1775878510003759>>.

- 33 SILVA, D. G. M.; VASCONCELOS, W. L. Isolantes térmicos fibrosos: motivos para sua utilização como revestimentos de trabalho em equipamentos industriais que operam em altas temperaturas - revisão da literatura - parte ii. *scielo*, v. 64, p. 30 – 40, 03 2018. ISSN 0366-6913. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0366-69132018000100030&nrm=iso>.
- 34 ECFIA. *ECFIA – Representing the High Temperature Insulation Wool Industry*. Disponível em: <<http://www.ecfia.eu/>>.
- 35 FISH, J.; BELYTSCHKO, T. *A First Course in Finite Elements, 1st Edition*. [S.I.]: John Wiley Sons, 2007. 336 p. ISBN 978-0-470-03580-1.
- 36 MAZUMDER, S. *Numerical Methods for Partial Differential Equations: Finite Difference and Finite Volume Methods, 1st Edition*. [S.I.]: Elsevier Inc., 2016. 484 p. ISBN 978-0-128-49894-1.
- 37 HRENNIKOFF, A. Solution of problems of elasticity by the framework method. *Journal of applied mechanics*, v. 8, n. 4, p. 169 – 175, 1945.
- 38 COURANT, R. Variational methods for the solution of problems of equilibrium and vibrations. *Bulletin of the American Mathematical Society*, v. 49, p. 1 – 23, 1943.
- 39 BATHE, K.-J. *Finite Element Procedures, 1st Edition*. [S.I.]: Prentice Hall, 1996. 1073 p. ISBN 0-13-301458-4.
- 40 BAZARAA, M. S.; JARVIS, J. J.; SHERALI, H. D. *Linear Programming and Network Flows*. New York, NY, USA: Wiley-Interscience, 2004. ISBN 0471485993.
- 41 DATTA, S. *Materials Design Using Computational Intelligence, 1st Edition*. [S.I.]: CRC Press - Taylor Francis Group, 2016. 1-185 p. ISBN 978-1-4822-3832-7.
- 42 DEB, K. *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. New York, NY, USA: John Wiley Sons, Inc., 2001. ISBN 047187339X.
- 43 MIETTINEN, K. M. *Nonlinear Multiobjective Optimization*. [S.I.]: Kluwer Academic Publishers, 1999. 1-298 p.
- 44 LUKE, S. *Essentials of Metaheuristics*. second. [S.I.]: Lulu, 2013. Available for free at <http://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/>.
- 45 KACPRZYK, J.; PEDRYCZ, W. (Ed.). *Springer Handbook of Computational Intelligence*. first. [S.I.]: Springer, 2015.
- 46 DEB, K.; JAIN, H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part i: Solving problems with box constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 18, n. 4, p. 577–601, 08 2014.
- 47 KONAK, A.; COIT, D. W.; SMITH, A. E. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. *Reliability Engineering System Safety*, v. 91, n. 9, p. 992 – 1007, 2006. ISSN 0951-8320. Special Issue - Genetic Algorithms and Reliability. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0951832005002012>>.
- 48 ZHOU, Y.; ZHANG, J.; WANG, Y. Performance analysis of the (1+1) evolutionary algorithm for the multiprocessor scheduling problem. *Algorithmica*, v. 73, n. 1, p. 21–41, 9 2015.
- 49 SCHAFFER, J. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In: . [S.I.: s.n.], 1985. p. 93–100.

- 50 GOLDBERG, D. E.; SMITH, R. E. Nonstationary function optimization using genetic algorithm with dominance and diploidy. In: *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms on Genetic Algorithms and Their Application*. Hillsdale, NJ, USA: L. Erlbaum Associates Inc., 1987. p. 59–68. ISBN 0-8058-0158-8. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=42512.42521>>.
- 51 FONSECA, C. M.; FLEMING, P. Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation discussion and generalization. In: . [S.l.: s.n.], 1999. v. 93, p. 416–423.
- 52 HORN, J.; NAFPLIOTIS, N.; GOLDBERG, D. E. A niched pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. In: *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence*. [S.l.: s.n.], 1994. v. 1, n. 1, p. 82–87.
- 53 MURATA, T.; ISHIBUCHI, H. Moga: multi-objective genetic algorithms. In: *Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. [S.l.]: IEEE, 1995. v. 1, p. 289.
- 54 SRINIVAS, N.; DEB, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary Computation*, v. 2, n. 3, p. 221–248, Sep. 1994. ISSN 1063-6560.
- 55 DEB, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 6, n. 2, p. 182–197, April 2002. ISSN 1089-778X.
- 56 ZITZLER, E.; THIELE, L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 3, n. 4, p. 257–271, Nov 1999. ISSN 1089-778X.
- 57 KNOWLES, J. D.; CORNE, D. W. Approximating the nondominated front using the pareto archived evolution strategy. *Evolutionary Computation*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, v. 8, n. 2, p. 149–172, jun 2000. ISSN 1063-6560. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1162/106365600568167>>.
- 58 ZENG, S. Y.; DING, L.; KANG, Y. C. ;and L. A new multiobjective evolutionary algorithm: Omoea. In: *The 2003 Congress on Evolutionary Computation*. [S.l.]: IEEE, 2003. v. 2, p. 898–905.
- 59 LU, H.; YEN, G. G. Rank-density-based multiobjective genetic algorithm and benchmark test function study. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, v. 7, n. 4, p. 325–343, Aug 2003. ISSN 1089-778X.
- 60 BAUMAN, Z. (Ed.). *Liquid Modernity*. first. [S.l.]: Cambridge, UK: Polity Press, 2000.
- 61 COELLO, C. A. C.; BECERRA, R. L. Evolutionary multiobjective optimization in materials science and engineering. *Materials and Manufacturing Processes*, Taylor Francis, v. 24, n. 2, p. 119–129, 2009. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/10426910802609110>>.
- 62 MAHFOUF, M.; JAMEI, M.; LINKENS, D. A. Optimal design of alloy steels using multiobjective genetic algorithms. *Materials and Manufacturing Processes*, Taylor Francis, v. 20, n. 3, p. 553–567, 2005. Disponível em: <<https://doi.org/10.1081/AMP-200053580>>.
- 63 BABU, B. V.; MUBEEN, J. H. S.; CHAKOLE, P. G. Simulation and optimization of wiped-film poly-ethylene terephthalate (pet) reactor using multiobjective differential evolution (mode). *Materials and Manufacturing Processes*, Taylor Francis, v. 22, n. 5, p. 541–552, 2007. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/10426910701319266>>.
- 64 DEB, K. et al. Towards a better understanding of the epoxy-polymerization process using multi-objective evolutionary computation. *Chemical Engineering Science*, v. 59, n. 20, p. 4261 – 4277, 2004. ISSN 0009-2509. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0009250904003811>>.

- 65 AGARWAL, S. Optimizing machining parameters to combine high productivity with high surface integrity in grinding silicon carbide ceramics. *Ceramics International*, v. 42, n. 5, p. 6244 – 6262, 2016. ISSN 0272-8842. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0272884216000365>>.
- 66 SANZ-GARCÍA, A. et al. Combining genetic algorithms and the finite element method to improve steel industrial processes. *Journal of Applied Logic*, v. 10, n. 4, p. 298 – 308, 2012. ISSN 1570-8683. Selected papers from the 6th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1570868312000559>>.
- 67 CHAKRABORTI, N.; DEB, K.; JHA, A. A genetic algorithm based heat transfer analysis of a bloom re-heating furnace. *Steel Research*, v. 71, n. 10, p. 396–402, 2000. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/srin.200001335>>.
- 68 CHATTERJEE, P.; CHAKRABORTY, S. Material selection using preferential ranking methods. *Materials Design*, v. 35, p. 384 – 393, 2012. ISSN 0261-3069. New Rubber Materials, Test Methods and Processes. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261306911006418>>.
- 69 VALDÉS, O. M.; ARZOLA-RUIZ, J. Selección óptima bajo criterios múltiples de materiales refractarios y aislantes para cazuelas metalúrgicas - optimal under multiple criteria selection of refractory and insulating materials for metallurgical ladles. *Revista Internacional de Metodos Numericos para Calculo y Diseno en Ingenieria*, Web of Sciences, 07 2016.
- 70 EDWARDS, K. Selecting materials for optimum use in engineering components. *Materials Design*, v. 26, n. 5, p. 469 – 473, 2005. ISSN 0261-3069. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261306904001682>>.
- 71 ASHBY, M. et al. Selection strategies for materials and processes. *Materials Design*, v. 25, n. 1, p. 51 – 67, 2004. ISSN 0261-3069. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0261306903001596>>.
- 72 ASHBY, M. F. Chapter 4 - material property charts. In: ASHBY, M. F. (Ed.). *Materials Selection in Mechanical Design (Fourth Edition)*. Fourth edition. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2011. p. 57 – 96. ISBN 978-1-85617-663-7. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9781856176637000047>>.
- 73 SAATY, T. *Industrial and Process Furnaces: Principles, Design and Operation: Second Edition*. New York: McGraw-Hill, 1980.
- 74 SHARMA, P. K.; AGGARWAL, A.; GUPTA, R. A expert system for aid in material selection process. In: *Proceedings of Engineering Management Society Conference on Managing Projects in a Borderless World*. [S.l.: s.n.], 1993. p. 27–31.
- 75 OPRICOVIC, S. *Multicriteria Optimization of Civil Engineering Systems*. Tese (Doutorado) — University of Pennsylvania, Faculty of Civil Engineering, 1998.
- 76 BRIFCANI, N. et al. A review of cutting-edge techniques for material selection. In: *2nd International Conference on Advanced Composite Materials and Technologies for Aerospace Applications*. [S.l.: s.n.], 2012. p. 58–64.
- 77 FORTIN, F.-A.; PARIZEAU, M. Revisiting the nsga-ii crowding-distance computation. In: *Proceedings of the 15th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. New York, NY, USA: ACM, 2013. (GECCO '13), p. 623–630. ISBN 978-1-4503-1963-8. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/2463372.2463456>>.
- 78 RIQUELME, N.; LÜCKEN, C. V.; BARAN, B. Performance metrics in multi-objective optimization. In: *Latin American Computing Conference (CLEI)*. [S.l.: s.n.], 2015.

ANEXO A: Dados dos Produtos de Isolamento Candidatos

A Tabela A1 apresenta os dados dos materiais candidatos resultantes da filtragem inicial do estudo de caso do forno elétrico resistivo. As identificações dos produtos estão no seguinte formato: "ID do fabricante_ID do material_Espessura do produto(mm)". Linhas destacadas com negrito exibem candidatos que foram citados no texto desta dissertação.

Tabela A1: Conjunto dos produtos de isolamento candidatos para o estudo de caso.

Identificação do produto	Forma do produto	Condutividade térmica ($[K, W/mK]$)	Calor específico (J/kgK)	Densidade (kg/m^3)	Espessura (mm)	Preço (US/m^2$)	Temperatura máxima (C)
O_0_50	RIG	[[293, 0.07], [673, 0.085], [1073, 0.132], [1273, 0.18]]	1030	280	50	40.94	1350
O_1_50	RIG	[[293, 0.07], [673, 0.085], [1073, 0.132], [1273, 0.18]]	1030	280	50	26.32	1200
O_2_50	FLEX	[[293,0.07], [473, 0.095], [873, 0.12], [1273, 0.20]]	1047	128	50	12.96	1350
O_3_50	FLEX	[[293,0.07], [473, 0.095], [873, 0.132], [1273, 0.222]]	1047	128	50	10.00	1200
G_4_100	RIG	[[533, 0.11], [811,0.19], [1089, 0.34], [1366, 0.53], [1644, 0.73], [1755, 0.81]]	1130	149	100	2,500.00	1600
G_5_100	RIG	[[533, 0.07], [811, 0.14], [1089, 0.24], [1366, 0.35]]	1130	149	100	979.00	1371
G_6_100	RIG	[[533, 0.07], [811, 0.14], [1089, 0.24], [1366, 0.35]]	1130	149	100	823.00	1343
G_7_100	RIG	[[533, 0.07], [811, 0.14], [1089, 0.24], [1366, 0.35]]	1130	149	100	600.00	1204
G_8_13	FLEX	[[473, 0.06], [673, 0.10], [873,0.15], [1073,0.20], [1273, 0.27]]	1130	128	13	72.00	1315
G_8_25	FLEX	[[473, 0.06], [673, 0.10], [873,0.15], [1073,0.20], [1273, 0.27]]	1130	128	25	82.24	1315
G_8_51	FLEX	[[473, 0.06], [673, 0.10], [873,0.15], [1073,0.20], [1273, 0.27]]	1130	128	51	88.69	1315
G_9_13	FLEX	[[473, 0.07], [673, 0.12], [873, 0.2], [1073, 0.3], [1273, 0.43]]	1130	96	13	8.15	1260
G_9_25	FLEX	[[473, 0.07], [673, 0.12], [873, 0.2], [1073, 0.3], [1273, 0.43]]	1130	96	25	9.79	1260
G_9_51	FLEX	[[473, 0.07], [673, 0.12], [873, 0.2], [1073, 0.3], [1273, 0.43]]	1130	96	51	11.29	1260
F_10_6	RIG	[[477, 0.06], [589, 0.08], [700, 0.10], [811, 0.12], [922, 0.14], [1033, 0.17], [1144, 0.20], [1255, 0.24], [1366, 0.28]]	1130	290	6	47.00	1100
F_10_13	RIG	[[477, 0.06], [589, 0.08], [700, 0.10], [811, 0.12], [922, 0.14], [1033, 0.17], [1144, 0.20], [1255, 0.24], [1366, 0.28]]	1130	290	13	68.00	1100
F_10_25	RIG	[[477, 0.06], [589, 0.08], [700, 0.10], [811, 0.12], [922, 0.14], [1033, 0.17], [1144, 0.20], [1255, 0.24], [1366, 0.28]]	1130	290	25	97.00	1100
F_11_10	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	10	110.00	1427
F_11_15	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	15	134.00	1427
F_11_20	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	20	155.00	1427
F_11_25	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	25	180.33	1427
F_11_30	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	30	206.00	1427
F_11_40	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	40	252.00	1427
F_11_50	FLEX	[[473, 0.09], [873, 0.15], [1073, 0.20], [1273, 0.27]]	1130	300	50	300.00	1427
F_12_13	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.086], [1073, 0.122], [1273, 0.166]]	1130	96	13	8.00	1260
F_12_25	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.086], [1073, 0.122], [1273, 0.166]]	1130	96	25	11.35	1260
F_12_38	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.086], [1073, 0.122], [1273, 0.166]]	1130	96	38	16.00	1260
F_12_51	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.086], [1073, 0.122], [1273, 0.166]]	1130	96	51	20.00	1260
F_13_6	FLEX	[[473, 0.070], [873, 0.082], [1073, 0.107], [1273, 0.141]]	1130	128	6	7.00	1260

F_13_13	FLEX	[[473, 0.070], [873, 0.082], [1073, 0.107], [1273, 0.141]]	1130	128	13	13.29	1260
F_13_25	FLEX	[[473, 0.070], [873, 0.082], [1073, 0.107], [1273, 0.141]]	1130	128	25	18.38	1260
F_13_38	FLEX	[[473, 0.070], [873, 0.082], [1073, 0.107], [1273, 0.141]]	1130	128	38	19.00	1260
F_13_51	FLEX	[[473, 0.070], [873, 0.082], [1073, 0.107], [1273, 0.141]]	1130	128	51	39.35	1260
F_14_10	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	10	67.00	1260
F_14_15	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	15	82.00	1260
F_14_20	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	20	94.00	1260
F_14_25	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	25	108.95	1260
F_14_30	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	30	121.00	1260
F_14_40	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	40	154.00	1260
F_14_50	FLEX	[[473, 0.075], [873, 0.09], [1073, 0.13], [1273, 0.17]]	1130	300	50	181.00	1260
F_15_25	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.06], [700, 0.11], [922, 0.195], [1144, 0.295]]	1130	64	25	7.29	815
F_15_38	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.06], [700, 0.11], [922, 0.195], [1144, 0.295]]	1130	64	38	9.80	815
F_15_51	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.06], [700, 0.11], [922, 0.195], [1144, 0.295]]	1130	64	51	12.50	815
F_15_75	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.06], [700, 0.11], [922, 0.195], [1144, 0.295]]	1130	64	75	17.00	815
F_15_100	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.06], [700, 0.11], [922, 0.195], [1144, 0.295]]	1130	64	100	21.40	815
F_16_25	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.05], [700, 0.09], [922, 0.15], [1144, 0.24]]	1130	96	25	10.81	815
F_16_38	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.05], [700, 0.09], [922, 0.15], [1144, 0.24]]	1130	96	38	15.00	815
F_16_51	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.05], [700, 0.09], [922, 0.15], [1144, 0.24]]	1130	96	51	17.80	815
F_16_75	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.05], [700, 0.09], [922, 0.15], [1144, 0.24]]	1130	96	75	25.00	815
F_16_100	FLEX	[[366, 0.03], [477, 0.05], [700, 0.09], [922, 0.15], [1144, 0.24]]	1130	96	100	33.50	815
C_17_25	RIG	[[673, 0.22], [873, 0.24], [1073, 0.28], [1473, 0.36], [1673, 0.41], [1873, 0.42]]	1047	440	25	3,201.96	1800
C_17_38	RIG	[[673, 0.22], [873, 0.24], [1073, 0.28], [1473, 0.36], [1673, 0.41], [1873, 0.42]]	1047	440	38	3,535.42	1800
C_17_51	RIG	[[673, 0.22], [873, 0.24], [1073, 0.28], [1473, 0.36], [1673, 0.41], [1873, 0.42]]	1047	440	51	6,099.14	1800
C_18_25	RIG	[[673, 0.25], [873, 0.27], [1073, 0.31], [1473, 0.38], [1673, 0.43], [1923, 0.48]]	1047	510	25	5,188.20	1800
C_18_38	RIG	[[673, 0.25], [873, 0.27], [1073, 0.31], [1473, 0.38], [1673, 0.43], [1923, 0.48]]	1047	510	38	6,623.39	1800
C_18_51	RIG	[[673, 0.25], [873, 0.27], [1073, 0.31], [1473, 0.38], [1673, 0.43], [1923, 0.48]]	1047	510	51	7,922.24	1800
C_19_13	RIG	[[673, 0.20], [798, 0.25], [1073, 0.31], [1373, 0.34], [1673, 0.39]]	1047	480	13	2,832.64	1720
C_19_19	RIG	[[673, 0.20], [798, 0.25], [1073, 0.31], [1373, 0.34], [1673, 0.39]]	1047	480	19	3,797.17	1720
C_19_25	RIG	[[673, 0.20], [798, 0.25], [1073, 0.31], [1373, 0.34], [1673, 0.39]]	1047	480	25	4,084.02	1720
C_19_38	RIG	[[673, 0.20], [798, 0.25], [1073, 0.31], [1373, 0.34], [1673, 0.39]]	1047	480	38	5,460.90	1720
C_19_51	RIG	[[673, 0.20], [798, 0.25], [1073, 0.31], [1373, 0.34], [1673, 0.39]]	1047	480	51	6,231.80	1720
C_20_13	RIG	[[673, 0.20], [873, 0.22], [1073, 0.26], [1473, 0.32], [1673, 0.38], [1873, 0.46]]	1047	400	13	1,285.44	1700
C_20_19	RIG	[[673, 0.20], [873, 0.22], [1073, 0.26], [1473, 0.32], [1673, 0.38], [1873, 0.46]]	1047	400	19	1,514.92	1700
C_20_25	RIG	[[673, 0.20], [873, 0.22], [1073, 0.26], [1473, 0.32], [1673, 0.38], [1873, 0.46]]	1047	400	25	1,791.02	1700
C_20_38	RIG	[[673, 0.20], [873, 0.22], [1073, 0.26], [1473, 0.32], [1673, 0.38], [1873, 0.46]]	1047	400	38	2,465.11	1700
C_20_51	RIG	[[673, 0.20], [873, 0.22], [1073, 0.26], [1473, 0.32], [1673, 0.38], [1873, 0.46]]	1047	400	51	3,279.05	1700
C_21_13	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	510	13	2,191.62	1700
C_21_19	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	510	19	2,839.29	1700
C_21_25	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	510	25	3,126.85	1700
C_21_38	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	510	38	4,205.86	1700
C_22_13	RIG	[[673, 0.23], [873, 0.25], [1073, 0.29], [1473, 0.36], [1673, 0.40], [1873, 0.45]]	1047	480	13	1,943.40	1700
C_22_19	RIG	[[673, 0.23], [873, 0.25], [1073, 0.29], [1473, 0.36], [1673, 0.40], [1873, 0.45]]	1047	480	19	2,527.86	1700
C_22_25	RIG	[[673, 0.23], [873, 0.25], [1073, 0.29], [1473, 0.36], [1673, 0.40], [1873, 0.45]]	1047	480	25	2,882.84	1700
C_22_38	RIG	[[673, 0.23], [873, 0.25], [1073, 0.29], [1473, 0.36], [1673, 0.40], [1873, 0.45]]	1047	480	38	3,919.08	1700
C_22_51	RIG	[[673, 0.23], [873, 0.25], [1073, 0.29], [1473, 0.36], [1673, 0.40], [1873, 0.45]]	1047	480	51	5,095.16	1700
C_23_2	FLEX	[[273, 0.07], [773, 0.09], [1273, 0.16], [1773, 0.29]]	1047	110	2	208.32	1650
C_24_1	FLEX	[[273, 0.12], [773, 0.18], [1273, 0.26], [1773, 0.36]]	1047	700	1	756.78	1650
C_25_25	RIG	[[523, 0.06], [798, 0.08], [1073, 0.12], [1348, 0.16], [1523, 0.22], [1623, 0.25]]	1047	240	25	2,237.43	1650
C_26_6	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	6	1,914.72	1650
C_26_13	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	13	3,607.13	1650
C_26_19	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	19	4,998.35	1650
C_26_25	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	25	5,636.59	1650
C_27_13	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	480	13	2,358.24	1600
C_27_19	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	480	19	2,858.10	1600
C_27_25	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	480	25	3,314.97	1600
C_27_38	RIG	[[523, 0.09], [793, 0.12], [1073, 0.16], [1348, 0.19], [1623, 0.23], [1923, 0.27]]	1047	480	38	4,314.70	1600
C_28_25	RIG	[[473, 0.08], [673, 0.091], [1073, 0.150], [1473, 0.210], [1873, 0.300]]	1047	310	25	1,495.57	1600

C_28_51	RIG	[[473, 0.08], [673, 0.091], [1073, 0.150], [1473, 0.210], [1873, 0.300]]	1047	310	51	2,260.15	1600
C_29_25	RIG	[[673, 0.12], [1073, 0.17], [1473, 0.30], [1873, 0.50]]	920	290	25	1,482.65	1550
C_29_51	RIG	[[673, 0.12], [1073, 0.17], [1473, 0.30], [1873, 0.50]]	920	290	51	2,183.64	1550
C_29_75	RIG	[[673, 0.12], [1073, 0.17], [1473, 0.30], [1873, 0.50]]	920	290	75	3,020.88	1550
C_30_13	RIG	[[523, 0.06], [798, 0.08], [1073, 0.12], [1348, 0.16], [1523, 0.22], [1623, 0.25]]	1047	240	13	1,577.67	1550
C_30_19	RIG	[[523, 0.06], [798, 0.08], [1073, 0.12], [1348, 0.16], [1523, 0.22], [1623, 0.25]]	1047	240	19	1,900.38	1550
C_30_25	RIG	[[523, 0.06], [798, 0.08], [1073, 0.12], [1348, 0.16], [1523, 0.22], [1623, 0.25]]	1047	240	25	2,241.01	1550
C_30_38	RIG	[[523, 0.06], [798, 0.08], [1073, 0.12], [1348, 0.16], [1523, 0.22], [1623, 0.25]]	1047	240	38	2,829.05	1550
C_31_6	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	6	2,036.63	1550
C_31_13	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	13	3,212.71	1550
C_31_19	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	19	4,220.27	1550
C_31_25	RIG	[[523, 0.16], [798, 0.20], [1073, 0.23], [1348, 0.29], [1623, 0.36], [1923, 0.43]]	1047	720	25	5,016.28	1550
C_32_13	RIG	[[573, 0.07], [873, 0.11], [1073, 0.14], [1373, 0.20]]	1130	320	13	673.21	1260
C_32_19	RIG	[[573, 0.07], [873, 0.11], [1073, 0.14], [1373, 0.20]]	1130	320	19	835.80	1260
C_32_25	RIG	[[573, 0.07], [873, 0.11], [1073, 0.14], [1373, 0.20]]	1130	320	25	936.58	1260
C_32_38	RIG	[[573, 0.07], [873, 0.11], [1073, 0.14], [1373, 0.20]]	1130	320	38	1,222.79	1260
C_33_25	RIG	[[273, 0.050], [473, 0.055], [873, 0.13], [1273, 0.23]]	1190	430	25	374.70	1260
C_33_51	RIG	[[273, 0.050], [473, 0.055], [873, 0.13], [1273, 0.23]]	1190	430	51	810.35	1260
C_34_25	RIG	[[533, 0.06], [811, 0.09], [1089, 0.15], [1255, 0.18], [1368, 0.21]]	900	350	25	424.90	1180
C_34_51	RIG	[[533, 0.06], [811, 0.09], [1089, 0.15], [1255, 0.18], [1368, 0.21]]	900	350	51	813.94	1180
C_34_75	RIG	[[533, 0.06], [811, 0.09], [1089, 0.15], [1255, 0.18], [1368, 0.21]]	900	350	75	1,237.04	1180
C_35_13	RIG	[[293, 0.019], [473, 0.022], [673, 0.028], [873, 0.033], [1073, 0.043]]	800	230	13	361.54	950
C_35_25	RIG	[[293, 0.019], [473, 0.022], [673, 0.028], [873, 0.033], [1073, 0.043]]	800	230	25	509.23	950
C_35_51	RIG	[[293, 0.019], [473, 0.022], [673, 0.028], [873, 0.033], [1073, 0.043]]	800	230	51	786.15	950
C_36_1	FLEX	[[273, 0.07], [773, 0.09], [1273, 0.16], [1773, 0.29]]	1047	200	1	638.67	1650
C_37_2	FLEX	[[273, 0.07], [773, 0.09], [1273, 0.16], [1773, 0.29]]	1047	150	2	157.62	1650
C_37_3	FLEX	[[273, 0.07], [773, 0.09], [1273, 0.16], [1773, 0.29]]	1047	150	3	220.40	1650
C_38_35	FLEX	[[588, 0.07], [813, 0.09], [1033, 0.13], [1253, 0.17], [1473, 0.23], [1698, 0.30]]	1047	35	35	406.70	1650
C_39_13	FLEX	[[588, 0.07], [813, 0.09], [1033, 0.13], [1253, 0.17], [1473, 0.23], [1698, 0.30]]	1130	100	13	434.59	1600
C_39_25	FLEX	[[588, 0.07], [813, 0.09], [1033, 0.13], [1253, 0.17], [1473, 0.23], [1698, 0.30]]	1130	100	25	578.85	1600
C_40_25	FLEX	[[533, 0.05], [811, 0.11], [1089, 0.18], [1366, 0.29]]	1170	128	25	74.65	1427
C_40_51	FLEX	[[533, 0.05], [811, 0.11], [1089, 0.18], [1366, 0.29]]	1170	128	51	149.74	1427
C_41_25	FLEX	[[533, 0.06], [811, 0.13], [1089, 0.24], [1366, 0.40]]	1130	96	25	47.98	1260
C_41_51	FLEX	[[533, 0.06], [811, 0.13], [1089, 0.24], [1366, 0.40]]	1130	96	51	101.54	1260

ANEXO B: Conjunto de Sistemas de Isolamento Otimizados

A Tabela B1 apresenta o conjunto de soluções ótimas obtido pelo procedimento de filtragem evolutiva, contendo as 100 melhores soluções encontradas pelo algoritmo. Cada linha mostra os produtos utilizados nas camadas, a temperatura externa no final do aquecimento, os custos totais por metro quadrado para construção do sistema isolante, a espessura total do sistema e o ranque de dominação do mesmo. Linhas destacadas com negrito exibem os sistemas isolantes que foram citados no texto desta dissertação.

Tabela B1: Resultado do procedimento de filtragem evolutiva.

Identificação do Sistema	Camada Interna	Camada Intermediária	Camada Externa	Temperatura Externa ($^{\circ}C$)	Custo do revestimento ($US\$/m^2$)	Espessura do revestimento (mm)	Ranque de dominação
S_1	C_20_13	C_40_25	F_13_6	160.18	1,367.09	44	0
S_2	C_20_13	C_40_25	F_12_13	138.99	1,368.09	51	0
S_3	C_20_13	C_40_25	G_9_51	115.63	1,371.38	89	0
S_4	C_20_13	C_40_25	F_12_25	113.31	1,371.44	63	0
S_5	C_20_13	C_40_25	F_13_25	109.14	1,378.47	63	0
S_6	C_20_13	F_11_15	F_12_38	101.06	1,435.44	66	0
S_7	C_20_13	C_40_51	F_15_25	97.02	1,442.47	89	0
S_8	C_28_25	F_13_6	O_3_50	92.27	1,512.57	81	0
S_9	C_28_25	F_12_25	F_15_25	89.66	1,514.21	75	0
S_10	C_28_25	O_2_50	F_13_6	89.51	1,515.53	81	0
S_11	C_28_25	O_2_50	F_15_25	75.51	1,515.82	100	0
S_12	C_28_25	O_2_50	F_15_38	71.49	1,518.33	113	0
S_13	C_28_25	O_2_50	O_3_50	68.52	1,518.53	125	0
S_14	C_28_25	O_0_50	F_15_51	65.99	1,549.01	126	0
S_15	C_28_25	C_40_51	F_13_51	64.84	1,684.66	127	0
S_16	C_28_25	F_11_50	F_13_51	64.16	1,834.92	126	0
S_17	C_28_51	O_3_50	F_15_38	63.94	2,279.95	139	0
S_18	C_28_51	O_3_50	O_3_50	62.28	2,280.15	151	0
S_19	C_28_51	O_3_50	F_15_51	61.56	2,282.65	152	0
S_20	C_28_51	O_2_50	O_3_50	60.83	2,283.11	151	0
S_21	C_28_51	O_2_50	F_15_51	60.05	2,285.61	152	0
S_22	C_28_51	O_2_50	F_12_38	59.76	2,289.11	139	0
S_23	C_28_51	F_12_51	F_15_38	59.06	2,289.95	140	0
S_24	C_28_51	F_12_51	O_3_50	58.09	2,290.15	152	0

S_25	C_28_51	F_12_51	F_15_51	57.20	2,292.65	153	0
S_26	C_28_51	O_2_50	F_12_51	56.06	2,293.11	152	0
S_27	C_28_51	F_12_51	F_16_51	55.70	2,297.95	153	0
S_28	C_28_51	F_13_38	F_12_51	55.35	2,299.15	140	0
S_29	C_28_51	F_12_51	O_1_50	55.08	2,306.47	152	0
S_30	C_28_51	F_13_51	F_15_51	54.89	2,312.00	153	0
S_31	C_28_51	F_13_51	F_12_38	54.88	2,315.50	140	0
S_32	C_28_51	F_13_38	F_13_51	54.48	2,318.50	140	0
S_33	C_28_51	O_0_50	F_12_51	54.35	2,321.09	152	0
S_34	C_28_51	O_0_50	F_13_51	53.37	2,340.44	152	0
S_35	C_28_51	F_14_50	F_13_51	52.50	2,480.50	152	0
S_36	C_28_51	F_14_50	F_14_50	52.13	2,622.15	151	0
S_37	C_28_51	F_13_51	C_33_51	51.81	3,109.85	153	0
S_38	C_28_51	O_2_50	C_34_75	49.63	3,510.15	176	0
S_39	C_28_51	O_0_50	C_34_75	46.64	3,538.13	176	0
S_40	C_28_51	C_33_51	C_34_75	45.23	4,307.54	177	0
S_41	C_20_13	G_8_13	G_9_25	167.87	1,367.23	51	1
S_42	C_20_13	C_40_25	G_9_13	155.60	1,368.24	51	1
S_43	C_20_13	C_40_25	G_9_25	139.96	1,369.88	63	1
S_44	C_20_13	C_40_25	F_13_13	136.57	1,373.38	51	1
S_45	C_20_13	F_11_10	G_9_51	136.42	1,406.73	74	1
S_46	C_20_13	F_11_10	F_12_25	130.63	1,406.79	48	1
S_47	C_20_13	F_11_10	F_13_25	123.98	1,413.82	48	1
S_48	C_20_13	F_11_15	F_12_25	123.41	1,430.79	53	1
S_49	C_20_13	F_11_15	F_13_25	117.85	1,437.82	53	1
S_50	C_20_13	C_40_51	F_13_6	115.15	1,442.18	70	1
S_51	C_20_13	C_40_51	F_12_13	104.91	1,443.18	77	1
S_52	C_20_13	C_40_51	G_9_25	103.50	1,444.97	89	1
S_53	C_20_13	F_11_30	F_13_25	103.13	1,509.82	68	1
S_54	C_28_25	G_9_13	O_3_50	94.40	1,513.72	88	1
S_55	C_28_25	G_9_25	O_3_50	89.74	1,515.36	100	1
S_56	C_28_25	O_2_50	F_12_13	82.41	1,516.53	88	1
S_57	C_28_25	O_2_50	G_9_25	79.82	1,518.32	100	1
S_58	C_28_25	O_2_50	F_16_25	74.04	1,519.34	100	1
S_59	C_28_25	O_2_50	G_9_51	72.06	1,519.82	126	1
S_60	C_28_25	O_2_50	F_16_38	69.45	1,523.53	113	1
S_61	C_28_25	O_0_50	F_15_38	69.00	1,546.31	113	1
S_62	C_28_25	O_0_50	F_16_38	67.14	1,551.51	113	1
S_63	C_28_25	C_40_51	F_12_51	66.75	1,665.31	127	1
S_64	C_28_25	F_11_50	F_12_51	66.13	1,815.57	126	1
S_65	C_28_51	O_2_50	F_15_25	65.00	2,280.40	126	1
S_66	C_28_51	O_3_50	G_9_51	64.26	2,281.44	152	1
S_67	C_28_51	O_2_50	F_15_38	62.27	2,282.91	139	1
S_68	C_28_51	O_3_50	F_12_38	61.15	2,286.15	139	1
S_69	C_28_51	O_2_50	F_16_38	60.91	2,288.11	139	1
S_70	C_28_51	F_13_38	O_3_50	60.06	2,289.15	139	1
S_71	C_28_51	O_2_50	F_16_51	58.33	2,290.91	152	1
S_72	C_28_51	F_12_51	F_16_38	57.93	2,295.15	140	1
S_73	C_28_51	F_12_38	F_12_51	57.12	2,296.15	140	1
S_74	C_28_51	F_13_38	O_1_50	56.77	2,305.47	139	1
S_75	C_28_51	F_13_51	F_15_38	56.66	2,309.30	140	1
S_76	C_28_51	F_13_51	O_3_50	55.78	2,309.50	152	1
S_77	C_28_51	O_2_50	F_13_51	55.13	2,312.46	152	1
S_78	C_28_51	F_14_50	F_12_51	53.50	2,461.15	152	1
S_79	C_28_51	O_0_50	F_14_50	53.24	2,482.09	151	1
S_80	C_28_51	F_14_50	C_33_51	52.78	3,251.50	152	1
S_81	C_28_51	F_14_50	C_34_51	52.75	3,255.09	152	1
S_82	C_28_51	G_8_51	C_34_75	52.03	3,585.88	177	1

S_83	C_28_51	C_40_51	C_34_75	52.00	3,646.93	177	1
S_84	C_28_51	G_5_100	C_35_25	48.75	3,748.38	176	1
S_85	C_28_51	C_28_51	C_34_75	46.55	5,757.34	177	1
S_86	C_20_13	F_11_10	G_9_25	177.38	1,405.23	48	2
S_87	C_20_13	C_40_25	C_41_25	132.09	1,408.07	63	2
S_88	C_20_13	F_11_15	G_9_51	127.71	1,430.73	79	2
S_89	C_20_13	C_40_51	F_13_13	104.34	1,448.47	77	2
S_90	C_28_25	F_12_25	G_9_25	95.83	1,516.71	75	2
S_91	C_28_25	O_0_50	G_9_51	69.48	1,547.80	126	2
S_92	C_28_25	C_40_51	F_14_50	67.61	1,826.31	126	2
S_93	C_20_25	F_11_50	F_13_51	66.62	2,130.37	126	2
S_94	C_28_51	F_12_38	F_15_51	61.39	2,288.65	140	2
S_95	C_28_51	O_3_50	F_13_38	60.46	2,289.15	139	2
S_96	C_28_51	F_12_51	F_14_50	53.50	2,461.15	152	2
S_97	C_28_51	C_33_51	F_14_50	53.16	3,251.50	152	2
S_98	C_28_51	F_11_50	C_34_75	49.94	3,797.19	176	2
S_99	C_21_38	O_0_50	C_34_75	49.42	5,483.84	163	2
S_100	C_28_51	C_29_75	C_35_25	48.46	5,790.26	151	2