



**MARCUS VINICIUS FERREIRA DE MOURA**

**ALGORITMOS GENÉTICOS DE OTIMIZAÇÃO APLICADOS  
EM PROCESSOS DE SOLDAGEM GMAW**

**LAVRAS – MG**

**2020**

**MARCUS VINICIUS FERREIRA DE MOURA**

**ALGORITMOS GENÉTICOS DE OTIMIZAÇÃO APLICADOS EM PROCESSOS DE  
SOLDAGEM GMAW**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

Prof. DSc. Ricardo Rodrigues Magalhães  
Orientador

Prof. DSc. Bruno Henrique Broenner Barbosa  
Coorientador

**LAVRAS – MG  
2020**

**Ficha catalográfica elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da Biblioteca  
Universitária da UFLA, com dados informados pelo(a) próprio(a) autor(a).**

Moura, Marcus Vinicius Ferreira.

Algoritmos genéticos de otimização aplicados em processos de soldagem GMAW / Marcus Vinicius Ferreira Moura. - 2020.

70 p. : il.

Orientador(a): Ricardo Rodrigues Magalhães.

Coorientador(a): Bruno Henrique Broenner Barbosa.

Dissertação (mestrado acadêmico) - Universidade Federal de Lavras, 2020.

Bibliografia.

1. Algoritmos. 2. Otimização. 3. Soldagem. I. Magalhães, Ricardo Rodrigues. II. Barbosa, Bruno Henrique Broenner. III. Título.

**MARCUS VINICIUS FERREIRA DE MOURA**

**ALGORITMOS GENÉTICOS DE OTIMIZAÇÃO APLICADOS EM PROCESSOS DE  
SOLDAGEM GMAW**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Lavras, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, área de concentração em Engenharia de Sistemas e Automação, para a obtenção do título de Mestre.

APROVADA em 15 de dezembro de 2020.

Prof. DSc. Ricardo Rodrigues Magalhães	UFLA
Prof. DSc. Bruno Henrique Broenner Barbosa	UFLA
Profa. DSc. Evelise Roman Corbalan Gois Freire	UFLA
Prof. DSc. André Luis Gonçalves Costa	CEMES

Prof. DSc. Ricardo Rodrigues Magalhães  
Orientador

Prof. DSc. Bruno Henrique Broenner Barbosa  
Co-Orientador

**LAVRAS – MG  
2020**

*Dedico este trabalho à memória de minha mãe Juracy e de meu pai Claudionor, aos meus filhos Gabriel e Ana Luíza, aos meus irmãos e amigos pelo inestimável apoio.*

## **AGRADECIMENTOS**

A gratidão a quem me apoiou e ajudou para que este trabalho se concretizasse é de relevância ímpar na minha caminhada neste mundo.

Primeiramente a Deus, Que me deu a oportunidade de estar aqui, segundo aos meus amigos da universidade, assim como aos professores do curso de pós-graduação da Engenharia de Sistemas e Automação da UFLA, que tanto se dispuseram a ajudar de uma maneira espontânea, competente e sábia e terceiro aos meus familiares pelo apoio e compreensão nos momentos de desafios.

Na vida, muitas vezes, as adversidades nos surpreendem com rupturas inevitáveis e inesperadas, que nos roubam os sonhos. São nestes momentos difíceis que devemos criar nossas próprias chances e com coragem para moldar as circunstâncias e as rupturas construtivas, avançando uma nova realidade necessária para atingir o próximo patamar e viver um novo ato.

Nossos sonhos nunca devem ser asfixiados pelas frustrações e nossas atitudes é que irão fazer a diferença entre o sucesso e o fracasso.

Este ano foi extremamente atípico e muito difícil para todos nós e eu ainda tive que conviver com uma angústia maior, a perda do meu pai.

Sou especialmente muito grato ao professor Ricardo Rodrigues Magalhães e ao meu amigo Leomar dos Santos Marques, os quais, nestes momentos de tribulações por que passei, estiveram ao meu lado, mesmo sobrecarregados, com paciência e atitudes positivas, sempre apoiando e incentivando, para que eu não me perdesse em minhas angustias, aos dois o meu muito obrigado de coração.

Obrigado meu Senhor.

*"Todos os dias, tudo recomeça na natureza e, a cada amanhecer, surge uma nova chance para recomeçar um caminho que possa nos conduzir a destinos melhores."  
(Legrand)*

## RESUMO

O processo de soldagem possui um papel importante na fabricação de diversos produtos nos mais variados setores industriais. Apesar de sua ampla aplicabilidade, este processo está sujeito a apresentar certa inconsistência na qualidade devido a variáveis controláveis e não controláveis. Neste trabalho, a partir do Método dos Elementos Finitos (MEF), procurou-se simular o movimento do fluxo de calor no metal base, submetido ao processo de soldagem (*Gas Metal Arc Welding*) - GMAW. Para isso, estabeleceram-se limites de controle, tais como, tensão e corrente elétrica (em formato da fonte de calor) e velocidade de soldagem no intuito de se obter valores otimizados de deformações e tensões, oriundos do processo de soldagem utilizado. Como tensões e deformações são grandezas inversamente proporcionais, trabalhou-se com função multiobjetivo para se encontrar uma solução otimizada. Para a modelagem do processo, foram utilizados dados empíricos de cordões de solda aplicados nos dois lados de chapas de aço ASTM A36 na configuração em "T"(junta tipo "T"). Como suporte para as simulações, foi utilizado o Algoritmo Genético multiobjetivo *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA II) em conjunto com o Método dos Elementos Finitos (MEF), via *software* ANSYS 14.5. Os resultados obtidos apresentaram coerência com dados de literatura dentro dos limites pré-estabelecidos, ou seja, deformação e tensão menores que 2 mm e 600 MPa, respectivamente. Isso demonstra a potencialidade do uso do MEF em conjunto com o algoritmo genético NSGA II para a predição de variáveis de entrada no processo de soldagem, o que pode ser considerado uma contribuição importante no avanço tecnológico do processo de soldagem GMAW.

**Palavras-chave:** Algoritmo genético multiobjetivo, elementos finitos, otimização, soldagem.



## ABSTRACT

The welding process plays an important role in the manufacture of various products in the most varied industrial sectors. Despite its wide applicability, this process is subject to some inconsistency in quality due to controllable and uncontrollable variables. In this work, using the Finite Element Method (FEM), we tried to simulate the movement of the heat flow in the base metal, submitted to the Gas Metal Arc Welding (GMAW) welding process. For that, control limits were established, such as voltage and electric current (in the form of the heat source) and welding speed in order to obtain optimized values of deformations and stresses, arising from the welding process used. As stresses and strains are inversely proportional quantities, we worked with a multi-objective function to find an optimized solution. For the modeling of the process, empirical data from weld beads applied on both sides of ASTM A36 steel plates were used in the "T" configuration (type joint "T"). As a support for the simulations, the multiobjective Genetic Algorithm Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA II) in conjunction with the Finite Element Method (FEM), via ANSYS 14.5 software. The results obtained were consistent with literature data within the pre-established limits, that is, deformation and stress less than 2 mm and 600 MPa, respectively. This demonstrates the potential of using the FEM in conjunction with the NSGA II genetic algorithm to predict input variables in the welding process, which can be considered an important contribution to the technological advancement of the GMAW welding process.

**Keywords:** multiobjective genetic algorithm, finite elements, optimization, welding

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Processos de soldagem . . . . .	12
Figura 2.2 – Esquema de um processo de soldagem GMAW . . . . .	13
Figura 2.3 – Avarias em uniões soldadas . . . . .	14
Figura 2.4 – Desenho da distribuição de energia em um processo de soldagem a arco . . . . .	16
Figura 2.5 – Transferência de calor na peça durante a soldagem . . . . .	16
Figura 2.6 – Gráfico de $\sigma$ (tensão) x $\epsilon$ (deformação). . . . .	19
Figura 2.7 – Gráfico de $\sigma$ (tensão) x $\epsilon$ (deformação) para diversos materiais. . . . .	20
Figura 2.8 – (a) estado triaxial de tensões (b) variação de volume (c) distorção. . . . .	21
Figura 2.9 – Elipse de falha para a teoria da energia de distorção máxima (Von Mises) . . . . .	23
Figura 2.10 – Geometria, cargas e malhas de elementos finitos. . . . .	24
Figura 2.11 – Sequência da solução computacional. . . . .	26
Figura 2.12 – Fluxograma do procedimento de otimização de soldagem GMAW utilizando algoritmo genético . . . . .	27
Figura 2.13 – Entendendo a Fronteira de Pareto . . . . .	32
Figura 2.14 – Entendendo a Fronteira de Pareto - A . . . . .	33
Figura 2.15 – Fluxo de trabalho do NSGA II . . . . .	35
Figura 2.16 – Cálculo da distância de multidão do NSGA II. . . . .	35
Figura 3.1 – Fluxograma MEF - NSGA II integrados para otimização do processo de soldagem . . . . .	37
Figura 3.2 – Propriedades do aço ASTM A36. . . . .	38
Figura 3.3 – Geometria da peça [mm] seção transversal (a), vista lateral (b) e seção tridimensional (c). . . . .	38
Figura 3.4 – Modelo de elementos finitos: vista tridimensional da peça. . . . .	39
Figura 3.5 – Face do modelo de fixação e localização da tensão da sonda. . . . .	39
Figura 3.6 – Itinerário do <i>plug-in Transient Thermal</i> . . . . .	40
Figura 3.7 – Tela do <i>software ANSYS 14.5</i> com o sumário dos <i>plug-ins</i> . . . . .	42
Figura 3.8 – <i>Plug-ins</i> do <i>software ANSYS 14.5</i> para a inserção dos parâmetros de entradas e saídas. . . . .	43

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Propriedades mecânicas do aço ASTM A36. . . . .	37
Tabela 3.2 – Dados de entrada. . . . .	39
Tabela 3.3 – <i>engineering data</i> . . . . .	40
Tabela 3.4 – <i>Setup</i> . . . . .	41
Tabela 3.5 – Parâmetros dos limites de entrada. . . . .	42
Tabela 3.6 – Configuração inicial da otimização. . . . .	43

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>10</b>
1.1	Motivação	10
1.2	Objetivos	11
1.2.1	Gerais	11
1.2.2	Específicos	11
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b>	<b>12</b>
2.1	Processo de soldagem GMAW	12
2.2	Variáveis do processo	13
2.3	Análise térmica em processos de soldagem	15
2.3.1	Condução térmica	15
2.3.2	Convecção	17
2.3.3	Radiação	17
2.3.4	Aporte térmico	18
2.4	Análise mecânica em juntas soldadas	18
2.4.1	Critérios de falha	19
2.4.1.1	Critério de falhas de Von Mises	21
2.5	Método dos elementos finitos	23
2.6	Algoritmos Genéticos	26
2.6.1	Decodificação	26
2.6.2	Função de Fitness	27
2.6.3	Operadores Genéticos	28
2.7	Algoritmo Genético Multiobjetivo	29
2.7.1	Fronteira de Pareto	30
2.7.1.1	Dominância Pareto	30
2.7.2	Algoritmo Evolutivo para otimização multiobjetivo	31
2.7.3	NSGA II	34
<b>3</b>	<b>METODOLOGIA</b>	<b>36</b>
3.1	Estrutura geral do sistema de otimização	36
3.1.1	Modelagem numérica do processo de soldagem	36
3.1.1.1	Especificações do material	36
3.1.1.2	Geometria	36

3.1.1.3	Discretização . . . . .	36
3.1.1.4	Parâmetros de entrada . . . . .	39
3.1.1.5	Modelo da fonte de calor e distribuição de temperaturas . . . . .	40
3.1.2	Otimização MOGA - NSGA II para processo de soldagem . . . . .	41
3.1.2.1	Preparação da extensão para adequação à simulação . . . . .	41
3.1.2.2	Análise Térmica e Estrutural . . . . .	41
3.1.2.3	Otimização multiobjetivo . . . . .	42
4	Resultados e discussão . . . . .	44
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	45
	REFERÊNCIAS . . . . .	46
	APENDICE A – Código parcial XML . . . . .	50
	APENDICE B – Edição no Python das variáveis de controle do sistema . . . . .	51
	APENDICE C – Matriz de experimentos. . . . .	52

## 1 INTRODUÇÃO

O processo de soldagem é amplamente utilizado em inúmeros segmentos empresariais, como construção civil, petroquímica, naval, “off-shore”, automotivo, aeronáutico, nuclear, etc Gibson et al. (2014). Os aspectos fundamentais do processo de soldagem, como por exemplo: problemas causados por expansão térmica e contrações; problemas relacionados às transformações microestruturais e a geração de tensões e deformações residuais, podem ser abordados através de simulações numéricas com o auxílio de computadores e fornecer informações confiáveis, bem como soluções rápidas para a indústria e o meio acadêmico (DANTZIG; RAPPAZ, 2016).

### 1.1 Motivação

No universo das junções soldadas, a junta em "T" com soldas de filete é a mais utilizada, contempla a grande maioria das juntas soldadas Machado (2011).

Um exemplo de como as tensões residuais devem receber atenção dos responsáveis é dado por Lancaster (2005), onde o autor descreve um colapso de um vaso de pressão com amônia que aconteceu na África do Sul em 1973. De acordo com o autor, a maior contribuição para o colapso foi o campo de tensões residuais induzidas pelo processo de soldagem. O mesmo autor cita ainda outro colapso relacionado com tensões residuais causadas por soldagem, o da ponte Seongsu, que aconteceu em Seoul, 1994. Uma das causas do acidente foi corrosão induzida pelas tensões residuais causadas por uma solda.

Corrente, tensão e velocidade, no processo de soldagem, são os principais parâmetros operacionais. O conjunto desses três parâmetros define, de forma genérica, a energia de soldagem (“heat input”) (PALANI; MURUGAN, 2006) e (KIM; EAGAR, 1993).

As tensões residuais e deformações geradas pelo fluxo de calor (“heat input”) aplicado nos cordões de solda causam inúmeros problemas que podem comprometer a funcionalidade da peça e/ou produto.

Desta forma, o estudo das variáveis de soldagem através de simulação numérica, otimiza os resultados indesejáveis como tensões residuais e deformações excessivas inerentes aos processos de soldagem, proporcionando benefícios no desenvolvimento de um projeto ou processo de construção de um produto. São consideráveis os ganhos de redução de custos, tempo, melhor precisão e previsibilidade do projeto.

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1 Gerais**

A grande aplicabilidade do processo de soldagem GMAW nos remete a estudos para melhoria deste processo, uma vez que novas ferramentas podem estar disponíveis e que os ganhos de produtividade podem acontecer e desta forma maiores lucros. Neste contexto aparecem as Variáveis de soldagem, que são as referências para se trabalhar no sentido de obter uma otimização do processo GMAW. Este trabalho procura encontrar valores otimizados de fluxo de calor (*heat input*) e velocidade de soldagem a partir de simulações numéricas via Método dos Elementos Finitos e Algoritmo Genético Multiobjetivo NSGA II.

### **1.2.2 Específicos**

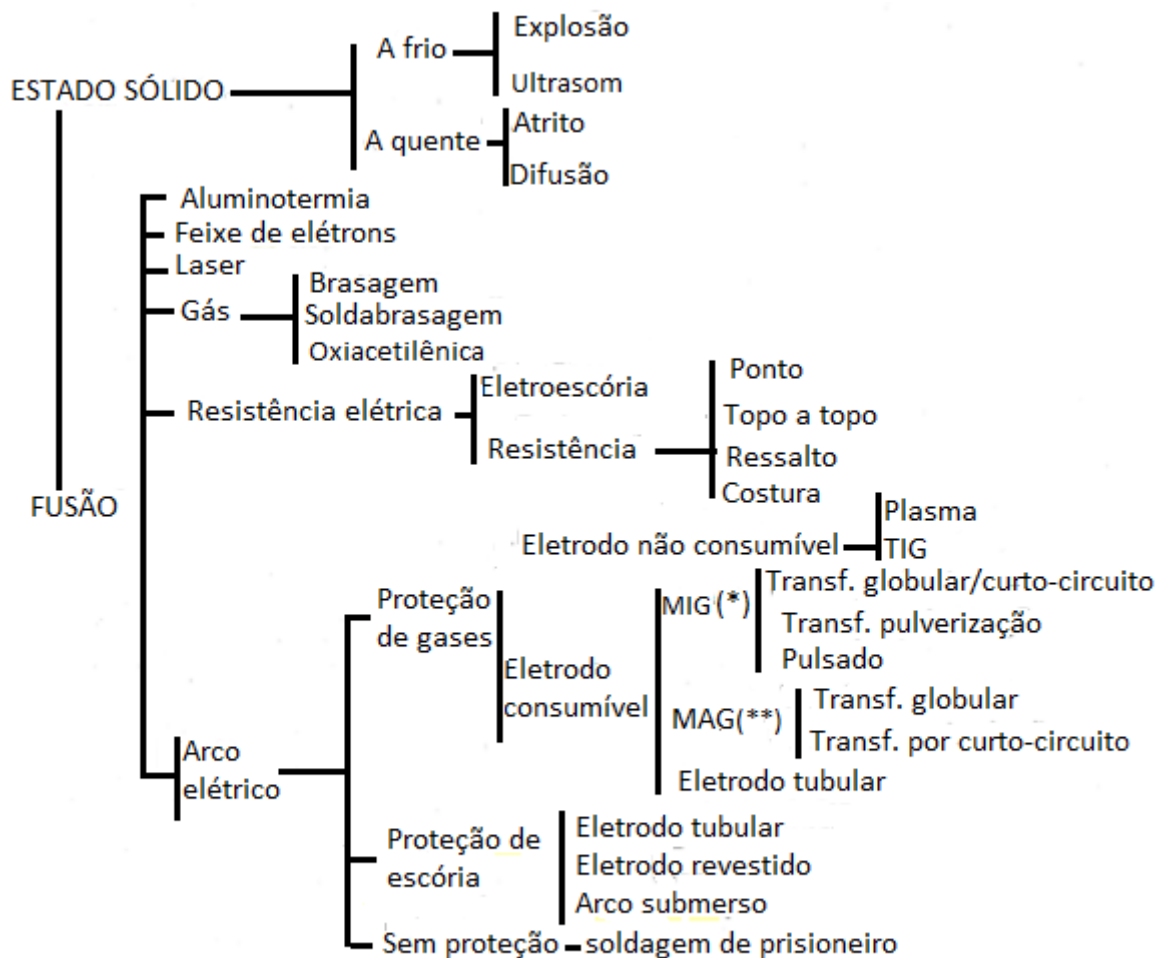
No desenvolvimento deste trabalho verificaremos se algoritmos genéticos podem ser utilizados como ferramenta de otimização em simulações do processo de soldagem GMAW e avaliaremos a aplicação do Método dos Elementos Finitos para cálculo de tensões e deformações provenientes do processo de soldagem.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Processo de soldagem GMAW

Soldagem é a técnica de união permanente de componentes metálicos mais utilizada atualmente. Existem vários processos de soldagens, utilizados em múltiplas aplicações, como mostrado na Figura 2.1

Figura 2.1 – Processos de soldagem



OBS.: (\*) com argônio ou hélio

(\*\*) com argônio, oxigênio, CO<sub>2</sub>, ou mistura desses gases

Fonte: (WAINER; BRANDI; MELLO, 1992)

O processo de soldagem *Gas Metal Arc Welding* (GMAW) contempla neste trabalho os processos: *Metal Inert Gas* (MIG) e *Metal Active Gas* (MAG).

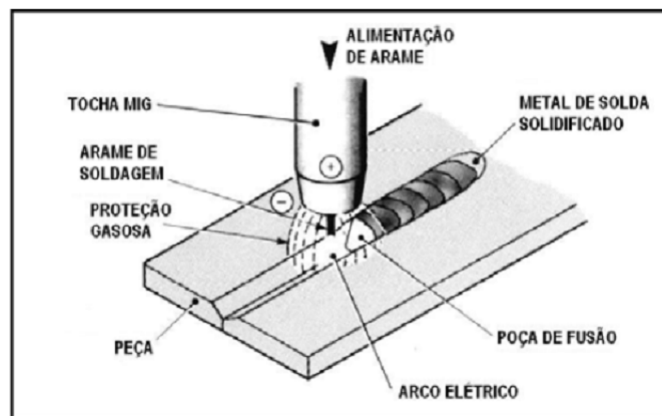
Algumas vantagens do processo GMAW em comparação com outros processos são a possibilidade de soldar em todas as posições, a alta taxa de deposição devido a elevada densidade de corrente possível, a ampla faixa de utilização em diferentes ligas e espessuras, a ali-



mentação contínua do eletrodo. Todas essas características consolidaram este método de união soldada.

A Figura 2.2 destaca o esquema de um processo de soldagem GMAW, que caracteriza-se pela abertura e manutenção do arco elétrico entre o metal de adição, alimentado continuamente, e o metal base da peça. Para proteger o eletrodo não revestido e a poça de fusão, uma proteção gasosa com vazão e pressão adequadas deve ser aplicada evitando possíveis problemas causados pela ação da atmosfera (hidrogênio, nitrogênio, oxigênio) que poderia reagir com o metal fundido. Esta proteção auxilia também na formação e conservação do arco elétrico (ALVES, 2009; TEIXEIRA, 2011). A proteção gasosa pode ser feita por um só gás ou por uma mistura gasosa. Se este gás ou mistura de gases for inerte, Argônio (Ar) e Hélio (He) por exemplo, o processo nomeia-se MIG. Contudo se o gás ou mistura de gases for ativa, Dióxido de Carbono (CO<sub>2</sub>) ou ainda Argônio (Ar - O<sub>2</sub>) e Dióxido de Carbono (CO<sub>2</sub>), nomeia-se MAG. A vazão do gás é uma função da corrente de soldagem, sendo afetada pela posição de soldagem, tipo de junta, diâmetro do bocal e condições do ambiente (CONCEIÇÃO, 2016).

Figura 2.2 – Esquema de um processo de soldagem GMAW



Fonte:(FODI; LEITE, 2018)

## 2.2 Variáveis do processo

Para a obtenção de cordões de solda de qualidade e resistência mecânica requeridas, é fundamental a correta seleção e combinação dos parâmetros do processo. Os parâmetros de maior relevância como a velocidade de soldagem, a tensão do arco elétrico e a corrente de soldagem são considerados variáveis primárias uma vez que afetam diretamente os aspectos geométricos do cordão de solda.

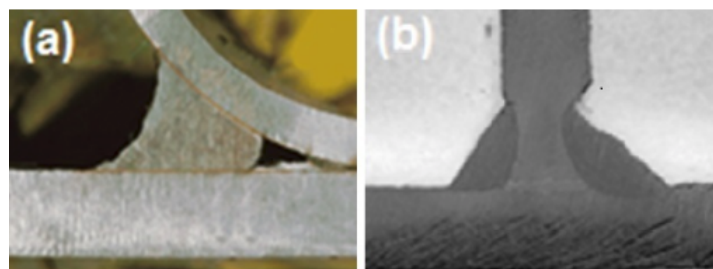
A velocidade de soldagem se define como o trajeto percorrido pelo arco elétrico em um determinado período de tempo. Este parâmetro afeta a taxa de deposição de material, desta forma influencia diretamente a produtividade do processo. Quando os demais parâmetros são mantidos constantes e a velocidade é aumentada, os efeitos observados são a diminuição das dimensões do cordão, maior refino de grão do metal depositado, a diminuição da penetração e a zona afetada pelo calor será mais estreita (MACHADO, 1996).

A tensão do arco elétrico tem efeito proporcional sobre a largura do cordão de solda. Também afeta a penetração do cordão de solda e o modo de transferência de material da ponta do arame à poça de fusão. Em geral, tensões de soldagem baixas resultam em cordão de solda estreitos e de pequenas penetrações, já tensões elevadas resultam no oposto. A tensão de soldagem deve ser selecionada levando-se em consideração a corrente de soldagem para que haja estabilidade no arco elétrico (ALVES, 2009).

A corrente de soldagem afeta a taxa de deposição de material, reforço do cordão e penetração do cordão de solda. No processo GMAW há uma relação proporcional entre a corrente de soldagem e a velocidade de alimentação do arame. Quando há um aumento no valor de corrente aplicada há um acréscimo na taxa de deposição do metal de solda. Em consequência, maior energia e material são aplicados ao componente, resultando em aumento das dimensões do cordão de solda, sendo o oposto também aplicável (ALVES, 2009).

A Figura 2.3 mostra duas situações de reprovação de uniões soldadas por procedimentos inadequados.

Figura 2.3 – Avarias em uniões soldadas



(a) ocorre o defeito de falta de penetração por uso de uma menor corrente elétrica e/ou uma maior velocidade de soldagem.

(b) uma corrente elétrica de maior intensidade produziu uma acentuada mordedura no lado direito da chapa.

Fonte:(BONACORSO et al., 2017)

Há relação dos parâmetros principais do processo em termos da energia entregue ao componente unido. Esta energia, descrita pela equação 2.1, é expressa em Joules por milímetro referindo-se à quantidade de energia por unidade de comprimento percorrido pelo arco elétrico.

$$E = \eta \times \frac{UI}{v} \quad (2.1)$$

Onde E é a energia de soldagem ( $J \text{ mm}^{-1}$ ), U é a tensão do arco elétrico (V), I é a corrente de soldagem (A),  $v$  é a velocidade de soldagem ( $\text{mm s}^{-1}$ ) e  $\eta$  é o rendimento térmico do processo. Valores de rendimento típicos para o processo GMAW variam de 0,7 a 0,9. Para o presente estudo foi adotado o rendimento médio de 0,85 conforme (POLINSKI, 2017).

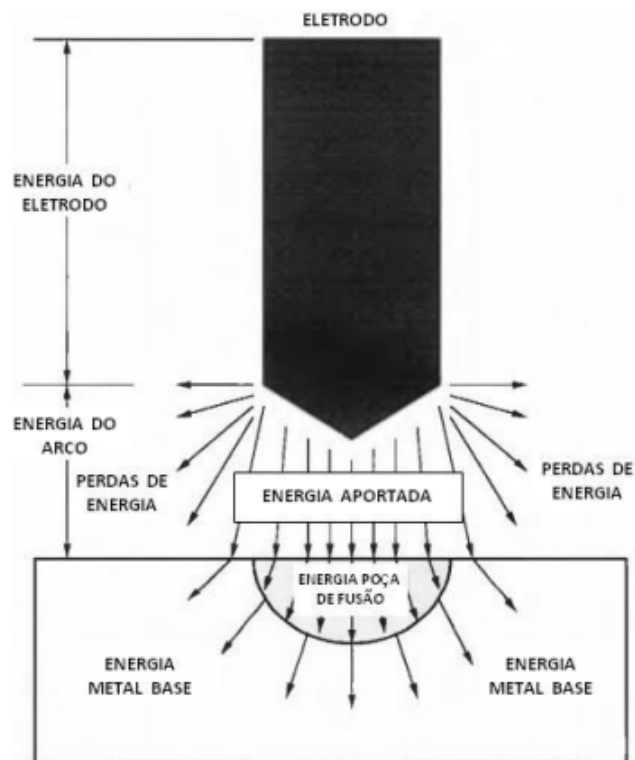
### 2.3 Análise térmica em processos de soldagem

Há uma intensa e concentrada geração de energia térmica aplicada ao sistema quando o arco elétrico se forma durante o processo de soldagem. O intenso calor fornecido possibilita a fusão e união das juntas, causando não conformidades metalúrgicas e mecânicas como, por exemplo, distorções e tensões residuais na estrutura soldada. Quando são utilizados uma ou mais fontes de calor móveis no processo a análise térmica do fenômeno mostra-se um problema físico de alta complexidade. O fluxo de calor intenso e localizado que caracteriza a maioria dos processos de soldagem por fusão com arco elétrico gera elevadas temperaturas em pequenas regiões tendo como consequência grandes gradientes térmicos. A Figura 2.4 mostra a distribuição de energia em um processo de soldagem por fusão com arco elétrico e a Figura 2.5 mostra a transferência de calor na peça durante a soldagem (BEZERRA; RADE, 2004).

#### 2.3.1 Condução térmica

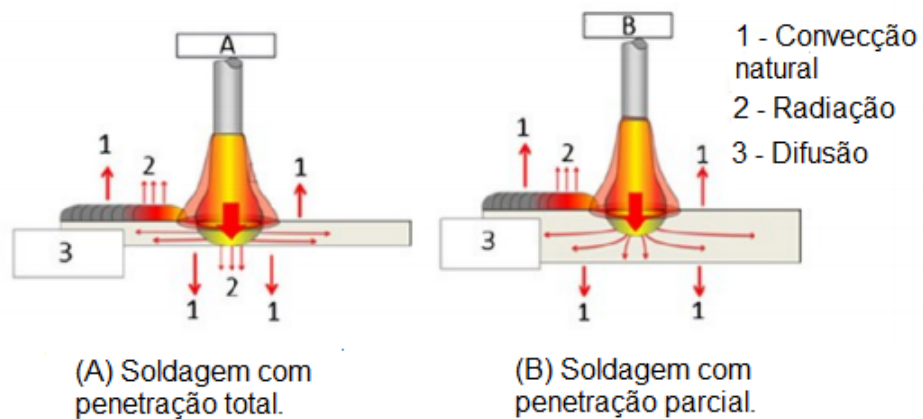
No estudo da transferência de calor, condução térmica ou difusão térmica (ou ainda condução ou difusão de calor) é a transferência de energia térmica entre átomos e/ou moléculas vizinhas em uma substância devido a um gradiente de temperatura. Em outras palavras, é um modo do fenômeno de transferência térmica causado por uma diferença de temperatura entre duas regiões em um mesmo meio ou entre dois meios em contato no qual não se percebe movimento global da matéria na escala macroscópica. A condutividade térmica quantifica a habilidade dos materiais de conduzir energia térmica. Estruturas feitas com materiais de alta condutividade térmica conduzem energia térmica de forma mais rápida e eficiente do que estru-

Figura 2.4 – Desenho da distribuição de energia em um processo de soldagem a arco



Fonte:(TOMAZINI, 2018)

Figura 2.5 – Transferência de calor na peça durante a soldagem



Fonte:(TOMAZINI, 2018)

turas análogas feitas com materiais de baixa condutividade térmica. A distribuição de energia ocorre de maneira não linear ao longo de um componente, resultando em contrações e dilatações, acumulando energia em certas regiões e implicando em tensões residuais.

A condução térmica pode ser modelada através da lei de Fourier, que estabelece a proporcionalidade entre o fluxo de calor conduzido e a diferença de temperaturas presente ao longo

de uma peça. Este comportamento é descrito pela equação 2.2 para o caso unidimensional (CENGEL; GHAJAR, 2009).

$$q_{cond} = -kA \frac{\partial T}{\partial x} \quad (2.2)$$

Onde,  $q_{cond}$  é a energia térmica conduzida [W],  $k$  é a condutividade térmica [ $W/(m.K)^{-1}$ ],  $A$  é a área normal à direção de condução ( $m^2$ ) e  $\frac{\partial T}{\partial x}$  é o gradiente de temperatura ao longo de uma direção (K/m).

### 2.3.2 Convecção

Convecção é um processo de transporte de massa caracterizado pelo movimento de um fluido devido à sua diferença de densidade, especialmente por meio de calor. Para a soldagem, corresponde ao calor transferido entre a solda e o meio ao seu redor. A presença de movimento deste fluido acarreta em uma elevação na taxa de transferência de calor entre as superfícies do componente e o meio que o circunda. Todas as superfícies externas do objeto em contato com ar estão sujeitas ao fluxo de calor convectivo. Este fenômeno é abordado com o auxílio da lei de Newton, equação 2.3, que estabelece uma relação direta e proporcional entre o fluxo de calor e o gradiente de temperaturas (BEZERRA; RADE, 2004).

$$q_{conv} = Ah_{conv}(T - T_{\alpha}) \quad (2.3)$$

Onde  $q_{conv}$  é a energia térmica de convecção (W),  $h_{conv}$  é o coeficiente de convecção [ $W/m^2 \text{ } ^{\circ}C$ ],  $T$  é a temperatura em um determinado ponto [ $^{\circ}C$ ],  $T_{\alpha}$  é a temperatura do fluido [ $^{\circ}C$ ],  $A$  é a área das superfícies externas do objeto ( $m^2$ ).

### 2.3.3 Radiação

É a propagação de energia de um ponto a outro, seja no vácuo ou em qualquer meio material, podendo ser classificada como energia em trânsito, e podendo ocorrer através de uma onda eletromagnética ou partícula. As radiações podem ser emitidas tanto artificialmente em procedimentos médicos ou atividades industriais, quanto naturalmente, como a luz solar por exemplo. De acordo com a lei de Stefan-Boltzmann a perda térmica devido à radiação pode ser descrita pela equação 2.4 (BEZERRA; RADE, 2004).

$$q_{rad} = \varepsilon \sigma A (T - T_0)^4 \quad (2.4)$$

Onde  $q_{rad}$  é a energia térmica ( $W$ ),  $\varepsilon$  é a emissividade da superfície,  $\sigma$  é a constante de Stefan-Boltzmann,  $A$  é a área da superfície ( $m^2$ ),  $T$  é a temperatura em análise ( $K$ ) e  $T_0$  é a temperatura ambiente ( $K$ )

### 2.3.4 Aporte térmico

A análise térmica do processo de soldagem é geralmente realizada pela consideração de uma fonte de calor que se movimenta sobre a peça. Uma parcela da energia entregue por esta fonte de calor se dissipa por condução no domínio do material (peça a ser soldada ou metal base) e parte por convecção e radiação para o ambiente. A equação do fluxo de calor para um sólido tridimensional, com coordenadas cartesianas, pode ser descrita pela equação 2.15 (BEZERRA; RADE, 2004).

$$\rho(T) C_p(T) \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left( k_x(T) \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( k_y(T) \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left( k_z(T) \frac{\partial T}{\partial z} \right) + Q_v \quad (2.5)$$

Onde  $T$  é a temperatura ( $^{\circ}K$ ),  $\rho$  a densidade do material ( $\frac{kg}{m^3}$ ),  $C_p$  calor específico do material ( $\frac{J}{kgK}$ ),  $t$  é o tempo ( $s$ ),  $K_{x,y,z}$  a condutividade térmica para cada direção ( $\frac{W}{mK}$ ) e  $Q_v$  geração de calor ( $\frac{W}{m^3}$ ).

## 2.4 Análise mecânica em juntas soldadas

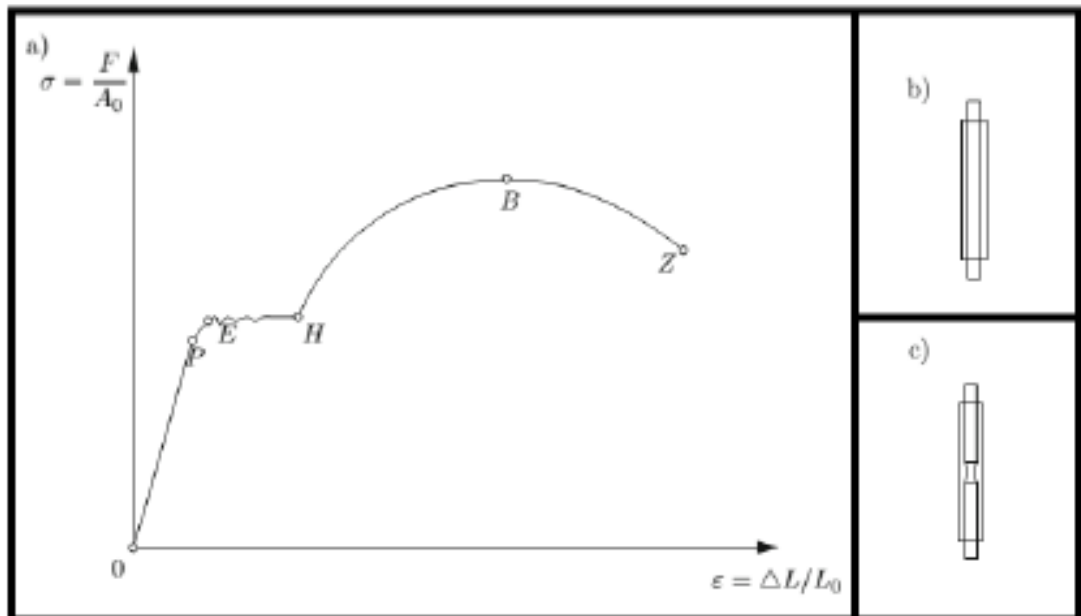
A análise mecânica de uma junta soldada é baseada nos efeitos de dilatação e contração do material frente ao histórico de temperaturas imposto ao componente. A combinação destas dilatações e contrações com as restrições mecânicas e a própria fixação do componente no aparato durante a soldagem tendem a limitar estes efeitos gerando distorções que geralmente deformam permanentemente o material. Assim, a obtenção prévia, ou solução em conjunto, do histórico de temperaturas através da análise térmica do problema é fundamental para a avaliação das tensões e deformações na junta soldada Leal (2015), também Bezerra et al. (2006) faz uma abordagem sobre o tema.

### 2.4.1 Critérios de falha

Devido às grandes amplitudes de tensões e deformações experimentadas pelo componente soldado, há a necessidade de se desenvolver investigações que englobem o comportamento do material no que se refere a falha da sua estrutura.

Na ciência dos materiais ou na mecânica das estruturas, a falha é geralmente considerada a perda da capacidade de suportar as cargas de uma unidade de material ou elemento estrutural por algum tempo (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015). O estado limite é definido em relação a cada modelo de estrutura sujeita a uma aplicação do carregamento, podendo assim ser submetida a uma faixa de exploração diferente dado as propriedades do material (frágil ou dúctil) (HIBBELER, 2010). A Figura 2.6 ilustra o gráfico de tensão /deformação para um material dúctil, e a Figura 2.7 corresponde ao comportamento dos diagramas de tensão/deformação para diversos materiais.

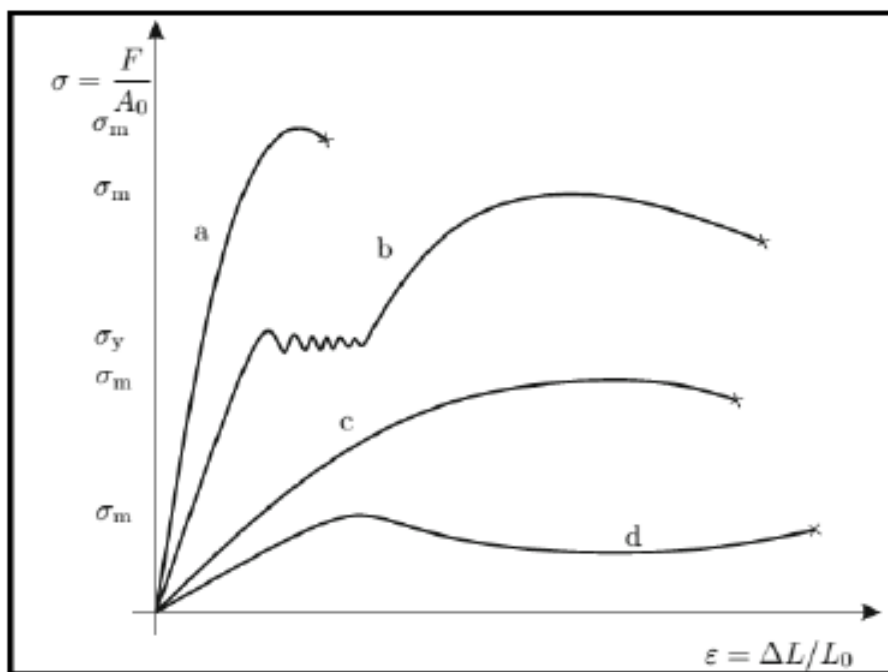
Figura 2.6 – Gráfico de  $\sigma$ (tensão) x  $\epsilon$ (deformação).



P - limite de proporcionalidade; E - limite elástico ou de ruptura; H - início do encruamento (endurecimento); B - resistência máxima (início da estrição); Z - resistência a ruptura ou ponto de ruptura; b) alongamento proporcional; c) estrição.

Fonte: (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015)

Figura 2.7 – Gráfico de  $\sigma$ (tensão) x  $\epsilon$ (deformação) para diversos materiais.



a - material quebradiço (por exemplo: cerâmica) com comportamento principalmente elástico; b - material dúctil (por exemplo: aço macio); c- material dúctil sem ponto de escoamento significativo (por exemplo: ligas e metais não ferrosos); d - material dúctil com amolecimento dominante (por exemplo : plástico).

Fonte: (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015)

Os critérios clássicos de falha desempenham papel fundamental na análise numérica das estruturas, os principais são : Rankine, Tresca e Von Mises) (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015).

Estes três critérios são amplamente discutidos em trabalhos realizados por (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015; ION et al., 2011; BARSANESCU et al., 2015).

O critério adotado neste trabalho foi o de Von Mises, o qual define que a falha ocorre quando, para qualquer ponto da estrutura, a energia de distorção por unidade de volume for igual ou superior ao limite obtido no ensaio de tração, para uma amostra do material desta mesma estrutura. (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015; ION et al., 2011; BARSANESCU et al., 2015; MISES, 1913).



### 2.4.1.1 Critério de falhas de Von Mises

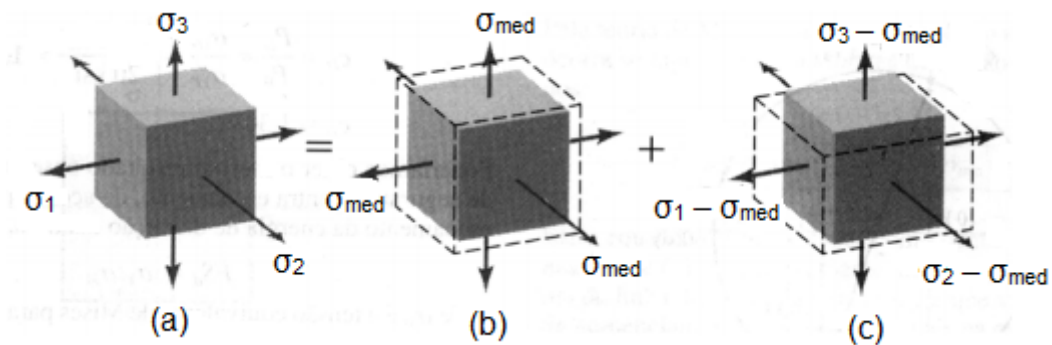
Um material quando submetido a um carregamento se deforma e armazena energia internamente. Assim, essa energia por unidade de volume do material é definida como a densidade de energia da deformação e caso submetida a um estresse uniaxial,  $\sigma_y$ , essa densidade é descrita por meio da equação 2.6 (MACHADO, 2013; HIBBELER, 2010).

$$u = \frac{1}{2} \sigma \varepsilon \quad (2.6)$$

Onde  $u$  é a densidade de energia de deformação;  $\sigma$  é a tensão e  $\varepsilon$  é a deformação.

Considere a energia de deformação armazenada em um elemento de volume, como mostrado na Figura 2.8.

Figura 2.8 – (a) estado triaxial de tensões (b) variação de volume (c) distorção.



Fonte: (HIBBELER, 2014)

A densidade de energia de deformação devida ao carregamento multiaxial é dada pela equação 2.7, que pode ser escrita, usando os três eixos principais, na forma,

$$u = \frac{1}{2} (\sigma_1 \varepsilon_1 + \sigma_2 \varepsilon_2 + \sigma_3 \varepsilon_3) \quad (2.7)$$

Em que  $\sigma_1; \sigma_2, \sigma_3$  e  $\varepsilon_1, \varepsilon_2$  e  $\varepsilon_3$ , são as respectivas tensões e deformações presentes no elemento.

Combinando-se a equação equação 2.7 com a Lei de Hooke, obtém-se a equação 2.8.

$$u = \frac{1}{2E} [\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \sigma_3^2 - 2\nu(\sigma_1 \cdot \sigma_2 + \sigma_2 \cdot \sigma_3 + \sigma_1 \cdot \sigma_3)] \quad (2.8)$$

Em que  $E$  é o módulo de elasticidade do material.

Uma parcela desta energia de deformação pode estar associada à variação de volume do elemento e o restante da energia de deformação está associado à variação de forma, ou seja, à distorção. A variação de volume produzida pela tensão média é ilustrada na Figura 2.8(b) e representada pela equação 2.9 (HIBBELER, 2014).

$$\sigma_{med} = \frac{1}{3}(\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3) \quad (2.9)$$

As tensões resultantes mostradas na Figura 2.8(c) produzem distorção sem qualquer variação no volume.

Quando as tensões da Figura 2.8(c), que causam distorção, são substituídas na equação 2.8, obtém-se a expressão para a densidade de energia de distorção de acordo com a equação 2.10.

$$u_d = \frac{1}{12E} [(\sigma_1 - \sigma_2)^2 + (\sigma_2 - \sigma_3)^2 + (\sigma_1 - \sigma_3)^2] \quad (2.10)$$

A densidade de energia de distorção em um corpo de prova de tração na tensão limite de escoamento,  $\sigma_y$ , é dada pela equação 2.11.

$$(u_d)_y = \frac{1}{6E} \sigma_y^2 \quad (2.11)$$

pois  $\sigma_1 = \sigma_y$  e  $\sigma_2 = \sigma_3 = 0$ .

Deste modo, o escoamento ocorre quando a energia de distorção para um carregamento geral, dado pela equação 2.10, iguala ou excede o valor de  $(u_d)_y$  na equação 2.11. Assim, o critério de falha da energia de distorção máxima pode ser enunciado em termos das três tensões principais como na equação 2.12 (HIBBELER, 2014).

$$\frac{1}{2} [(\sigma_1 - \sigma_2)^2 + (\sigma_2 - \sigma_3)^2 + (\sigma_1 - \sigma_3)^2] = \sigma_y^2 \quad (2.12)$$

Em termos das tensões normais e das tensões cisalhantes em três planos arbitrários mutuamente ortogonais, pode-se mostrar que o critério de falha da energia de distorção máxima tem a forma conforme equação 2.13.

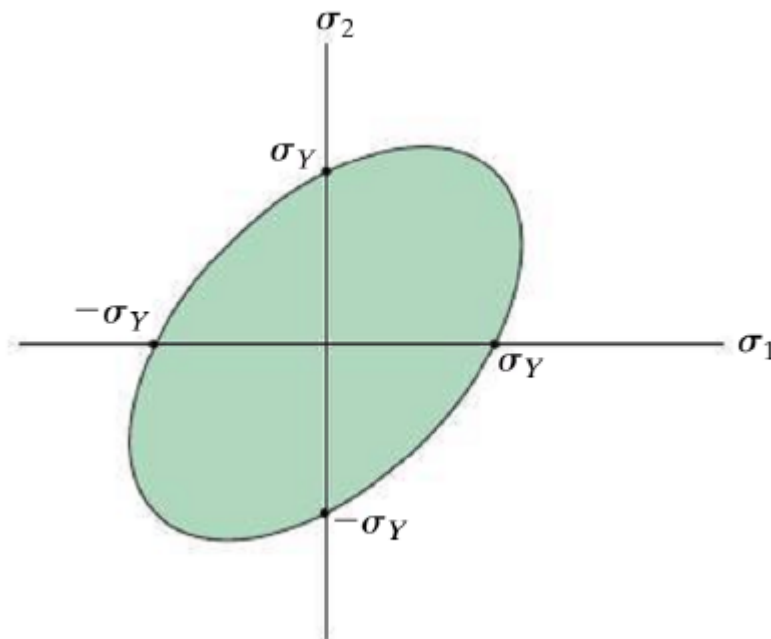
$$\frac{1}{2} [(\sigma_x - \sigma_y)^2 + (\sigma_y - \sigma_z)^2 + (\sigma_x - \sigma_z)^2 + 6(\tau_{xy}^2 + \tau_{yz}^2 + \tau_{xz}^2)] = \sigma_y^2 \quad (2.13)$$

Para o caso de tensão plana, as expressões correspondentes para o critério de falha da energia de distorção máxima podem ser facilmente obtidas das equações 2.12 e 2.13, colocando-se  $\sigma_3 = \sigma_z = \tau_{xz} = \tau_{yz} = 0$ . Em termos das tensões principais tem-se a equação 2.14.

$$\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - \sigma_1 \cdot \sigma_2 = \sigma_y^2 \quad (2.14)$$

Esta é a equação de uma elipse no plano  $\sigma_1 - \sigma_2$ , como mostrado na Figura 2.9.

Figura 2.9 – Elipse de falha para a teoria da energia de distorção máxima (Von Mises) .



Fonte: (HIBBELER, 2014)

Comparando-se o valor da tensão de Von Mises em qualquer ponto, com o valor da tensão de escoamento em tração ( $\sigma_y$ ), pode-se determinar se o escoamento ocorre de acordo com a teoria de falha da energia de distorção máxima, ou seja, se um determinado ponto do material estiver tracionado de tal maneira que as coordenadas das tensões  $\sigma_1$   $\sigma_2$  sejam plotadas no limite ou fora da área verde, diz-se que o material falhou (ALTENBACH; KOLUPAEV, 2015; ION et al., 2011; BARSANESCU et al., 2015; MISES, 1913).

## 2.5 Método dos elementos finitos

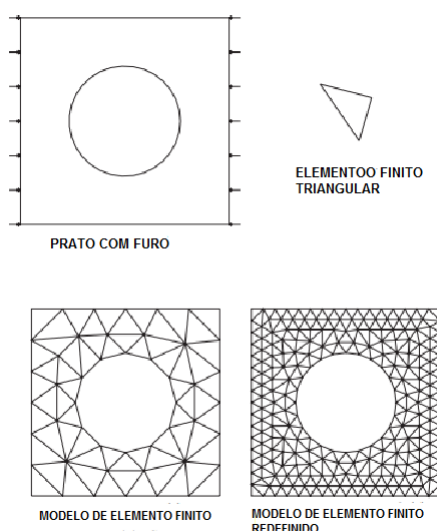
. O Método dos Elementos Finitos (MEF) é uma análise matemática que consiste na discretização de um meio contínuo em pequenos elementos, mantendo as mesmas propriedades

do meio original. Esses elementos são descritos por equações diferenciais e resolvidos por modelos matemáticos, para que sejam obtidos os resultados desejados (NGUYEN et al., 2014).

Muitos fenômenos físicos em engenharia e ciência podem ser descritos em termos de equações diferenciais parciais. Em geral, resolver essas equações por métodos analíticos clássicos vai depender da complexidade do modelo. O método dos elementos finitos (MEF) é uma abordagem numérica pela qual essas equações diferenciais parciais mais complexas podem ser resolvidas com resultados aproximados e erros controlados. O MEF pode ser utilizado para resolver problemas de engenharia, como análise de tensão, transferência de calor, fluxo de fluido e eletromagnetismo por simulação computacional (JACOB; TED, 2007).

Para explicar a abordagem básica do FEM, considere uma placa com um orifício como mostrado na Figura 2.10, para a qual desejamos encontrar a distribuição da temperatura. É simples escrever uma equação de equilíbrio de calor para cada ponto na placa. No entanto, a solução da equação diferencial parcial resultante para uma geometria complexa, como um bloco de motor por exemplo, é complexa demais por métodos clássicos como separação de variáveis (JACOB; TED, 2007).

Figura 2.10 – Geometria, cargas e malhas de elementos finitos.



Fonte: (BELYTSCHKO, 2007)

A idéia básica do MEF é dividir o corpo em elementos finitos, muitas vezes chamados apenas de elementos, os quais são conectados por nós, para se obter uma solução aproximada com erros controlados, para o problema em questão. A Figura 2.10 nos mostra um domínio discretizado, o qual recebe a denominação de malha de elementos finitos (BELYTSCHKO, 2007).

O MEF fornece uma metodologia sistemática pela qual a solução, no caso do nosso exemplo, o campo de temperatura, pode ser determinado por um programa de computador. Para problemas lineares, a solução é determinada resolvendo um sistema de equações lineares; o número de incógnitas (que são os nodais temperaturas) é igual ao número de nós. Para obter uma solução razoavelmente precisa, milhares de nós geralmente são necessários, então os computadores são essenciais para solução das equações (FISH, 2007).

Geralmente a precisão da solução melhora à medida que o número de elementos (e nós) aumenta, mas o tempo do computador e, portanto, os custos também aumentam (FISH, 2007). Nesta situação um recurso computacional é utilizado, denominado convergência de malha, a qual, quando atingida, estabelece uma otimização operacional para o equilíbrio dos sistemas, ou seja, resultados satisfatórios com maiores ganhos operacionais. A mesma abordagem básica é utilizada em outros tipos de problemas, por exemplo na análise de estresse, onde as variáveis de campo são os deslocamentos (FISH, 2007).

Na soldagem, a modelagem integral do processo é constituída por três etapas (PRADHAN et al., 2019):

- pré processamento, procedimento de preparação do problema, fase na qual se realiza a modelagem da peça, indicação das propriedades dos materiais utilizados, determinação da malha ideal (tipo de elemento) e a definição das condições de contorno;

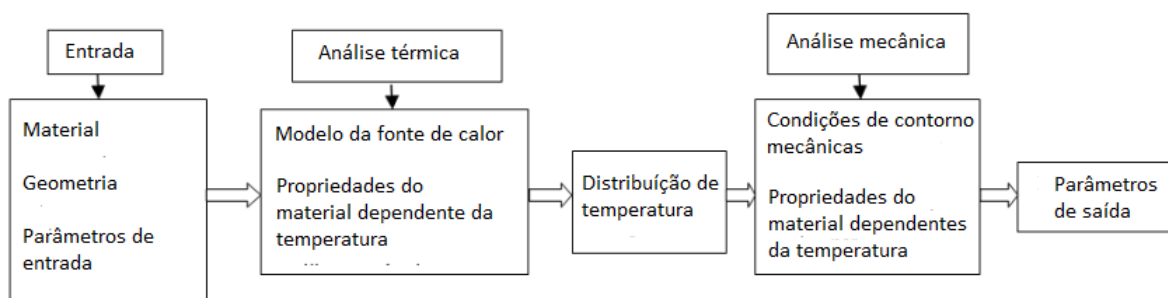
- solução, constituída pelos passos da montagem da matriz de rigidez e a solução das equações;

Essas duas fases acima correspondem aos procedimentos do detalhamento do processo da aplicação do MEF, desde a discretização até o cálculo das tensões e deformações dos elementos.

- pós processamento, fase em que se obtém os resultados e análise dos resultados.

O primeiro passo para a otimização do processo de soldagem é identificar as entradas e saídas para as simulações. Estratégias de modelagem que simplificam a abordagem são importantes. O desacoplamento dos fenômenos térmicos e estruturais do processo é um importante artifício na soldagem GMAW. Esta dissociação (desacoplamento) permite realizar a modelagem em duas etapas. O esquema da Figura 2.11 ilustra a sequência da solução do processo (UEDA; MURAKAWA; MA, 2012).

Figura 2.11 – Sequência da solução computacional.



Fonte: Do autor (2020).

## 2.6 Algoritmos Genéticos

Algoritmos genéticos (AGs) são um conjunto de procedimentos computacionais de busca e otimização baseados no conceito da mecânica da seleção natural e da genética. Holland (1975) fez a primeira apresentação das técnicas AG no início dos anos 60 e o desenvolvimento posterior pode ser creditado a (GOLDBERG et al., 1989).

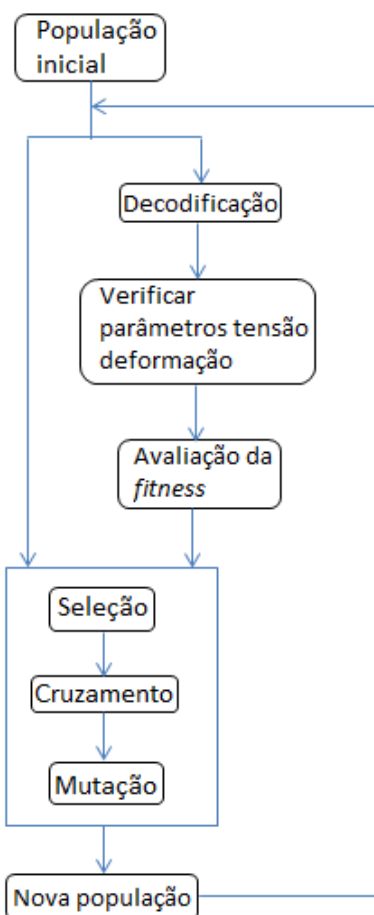
Os AGs operam sobre um conjunto de indivíduos, geralmente representados por uma cadeia binária compreendida entre 0 e 1. Essa codificação binária é gerada aleatoriamente sobre o espaço de busca, onde cada indivíduo representa uma possível solução do problema. Ao determinar a solução dentro do intervalo de pesquisa, o algoritmo genético considera simultaneamente um conjunto de soluções possíveis (CORREIA et al., 2004).

O procedimento de otimização de soldagem GMAW usando algoritmo genético é mostrado na Figura 2.12. Nessa figura, população inicial significa as possíveis soluções do problema de otimização, e cada solução possível é chamada de indivíduo. Neste trabalho, uma possível solução é formada por valores da corrente de soldagem,  $i$  e da velocidade de soldagem,  $v$ , que são mostrados como uma *string* binária. No entanto, eles precisam ser transformados em números reais ao serem aplicados ao problema de otimização, uma vez que o experimentador define os parâmetros de soldagem com valores reais, em vez de códigos binários (CORREIA et al., 2004).

### 2.6.1 Decodificação

Decodificação é o processo de alterar as variáveis de entrada que são codificadas como uma cadeia binária em um número real.

Figura 2.12 – Fluxograma do procedimento de otimização de soldagem GMAW utilizando algoritmo genético



Fonte:(CORREIA et al., 2004)

Após a decodificação, os valores de cada indivíduo obtido são usados para configurar o processo de soldagem. Enquanto o processo está sendo conduzido, o algoritmo fica em espera até que o processo de solda esteja completo e as respostas desejadas (tensões e deformações) sejam comparadas com outros estudos. De acordo com os resultados dos processos de soldagem, o valor de adequação da condição de soldagem anterior é calculado (CORREIA et al., 2004).

### 2.6.2 Função de Fitness

É conhecida também como Função de Adequação e/ou aptidão. Avalia o quão perto uma determinada solução está da solução ideal do problema desejado. Ela determina o quão adequada é uma solução (MALLAWAARACHCHI et al., 2018).

Em algoritmos genéticos, cada solução é geralmente representada como uma sequência de números binários, conhecida como cromossomo. Temos que testar essas soluções e apresentar o melhor conjunto de soluções para resolver um determinado problema. Cada solução,

portanto, precisa receber uma pontuação, para indicar o quão perto ela chegou de atender a especificação geral da solução desejada. Essa pontuação é gerada pela aplicação da Função de Adequação ao teste ou pelos resultados obtidos com a solução testada (MALLAWAARACHCHI et al., 2018).

A avaliação da *fitness* é um procedimento necessário para decidir a sobrevivência de cada indivíduo. Indivíduos com grandes valores de condicionamento físico são o que o usuário deseja maximizar.

Considerando a minimização de uma função objetivo, durante a operação de avaliação, um índice de *fitness* adequado é atribuído a cada conjunto de candidatos de tal forma que, quanto menor o valor da Função de Adequação associado a um candidato individual, maior o índice de *fitness* dado a ele (CORREIA et al., 2004).

Os requisitos a seguir devem ser satisfeitos por qualquer Função de Adequação (MALLAWAARACHCHI et al., 2018):

- deve ser claramente definida. O leitor deve ser capaz de compreender claramente como a pontuação de adequação é calculada;
- deve ser implementada de forma eficiente. Se a Função de Adequação se tornar o gargalo do algoritmo, a eficiência geral do algoritmo genético será reduzida;
- deve medir quantitativamente o quão adequada uma determinada solução é para resolver o problema;
- deve gerar resultados intuitivos. Os melhores / piores candidatos devem ter os melhores / piores valores de pontuação.

O próximo passo é usar cada *fitness* individual e o operador genético (reprodução, cruzamento e mutação) para produzir a próxima geração da nova população.

### 2.6.3 Operadores Genéticos

A evolução individual (isto é, a solução do problema) é feita por três operadores (GOLDBERG et al., 1989):

Seleção - este processo é responsável pela escolha de qual indivíduo, e quantas cópias dele serão passadas para as próximas gerações. Um indivíduo é selecionado se tiver um alto valor de *fitness*, e a escolha é tendenciosa para os membros mais aptos. Este estudo usou a seleção tendenciosa da roda da roleta para imitar a sobrevivência de *Darwin* da teoria do mais forte (GOLDBERG et al., 1989). Esta abordagem de seleção é baseada no conceito de proba-



bilidade de seleção para cada indivíduo proporcional ao valor de adequação. Para  $k$  individual com *fitness*  $f_k$ , sua probabilidade de seleção,  $P_k$ , é calculada conforme a equação 2.15.

$$P_k = f_k / \sum_{j=1}^n f_j \quad (2.15)$$

onde  $n$  é o tamanho da população. Então uma roleta tendenciosa é feita de acordo com essas probabilidades. O processo de seleção é baseado em girar a roleta  $n$  vezes. Os indivíduos selecionados a partir do processo de seleção são então armazenados em um *pool* de acasalamento.

Cruzamento - esta etapa pega duas *strings* (pais) do *pool* de acasalamento e realiza uma troca aleatória em algumas partes entre elas para formar uma nova *string* (*children*). Após a seleção, o cruzamento prossegue em três etapas. Primeiro, duas cadeias de caracteres (chamadas de pais) são selecionadas aleatoriamente a partir do *pool* de reprodução. Em segundo lugar, um local arbitrário (chamado de *site* de passagem) em ambas as sequências é selecionado aleatoriamente. Terceiro, as partes das *strings* que seguem o *site* de cruzamento são trocadas entre duas *strings* pai para formar duas *strings* de descendentes. Esse cruzamento não ocorre com todas as *strings*, mas é limitado pela taxa de cruzamento.

Mutação - em um esquema de codificação binária, envolve a troca de bits individuais ao longo da *string*, alterando um zero para um ou vice-versa. Esse operador mantém a diversidade da população e reduz a possibilidade de que os AGs encontrem um mínimo ou máximo local em vez da solução ótima global, embora isso nunca seja garantido. A taxa de mutação é normalmente definida em um valor baixo para evitar a perda de boas *strings*. Também fornece informações que não existiam no estágio inicial.

A principal característica dos AGs é que eles operam simultaneamente com um enorme conjunto de pontos espaciais de busca, em vez de um único ponto (como as técnicas de otimização convencionais). A desvantagem dos AGs é o grande uso do esforço computacional quando comparado com os métodos tradicionais de otimização (GOLDBERG et al., 1989).

## 2.7 Algoritmo Genético Multiobjetivo

O Algoritmo Genético Multiobjetivo (*Multiobjective Genetic Algorithms (MOGA)*) é uma das muitas técnicas aplicadas na engenharia, é um método de busca aleatória guiada. É adequado para resolver problemas relacionados à otimização multiobjetivo com a capacidade de explorar as diversas regiões do espaço de solução (ZOLPAKAR et al., 2019).

Os modelos de otimização multiobjetivo geralmente apresentam objetivos conflitantes, como no caso de se otimizar os estresses e as deformações em um processo de soldagem. Com isso, os conceitos de otimalidade são significativamente alterados, pois uma única solução não é capaz de ser ótima para todos os objetivos simultaneamente. Para este caso, o processo de otimização resulta em uma seleção de respostas (não mais uma única solução), as quais representam as melhores soluções levando em conta o compromisso entre todos os objetivos. Esse conjunto de soluções é denominado Fronteira de Pareto (COELLO; PULIDO; LECHUGA, 2004).

### 2.7.1 Fronteira de Pareto

Um problema de otimização multiobjetivo é definido por um conjunto de funções objetivo que devem ser otimizadas (maximizadas ou minimizadas) simultaneamente.

As soluções obtidas devem satisfazer as restrições do problema como a equação 2.16.

$$\arg \max f(x) = \arg \min f[-f(x)] \quad (2.16)$$

O interesse é a busca das soluções ótimas, e o problema pode ser restrito apenas ao processo de minimização. De forma geral, um problema de otimização multiobjetivo com  $p$  objetivos pode ser formulado conforme equação 2.17.

$$x^* = \arg \min f(x); \text{ s.a. : } g_1(x) \leq 0, \dots, g_R(x) \leq 0 \quad (2.17)$$

sendo  $g_i : R^n \rightarrow R$  uma função restrição.

A função  $f$  é definida pela função vetorial:  $f : R^n \rightarrow R^p$

$x \mapsto f(x) = (f_1(x), \dots, f_p(x))$  em que  $f_i : R^n \rightarrow R, i = 1, \dots, p$  é um objetivo.

O conjunto factível do problema é definido como:  $X = \{x \mid g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, R\}$

Para a solução destes objetivos conflitantes é necessário definir o conceito de Dominância de Pareto a qual define as melhores soluções de um problema multiobjetivo (FERREIRA, 2018).

#### 2.7.1.1 Dominância Pareto

Diz-se que uma solução  $S_1$ , com vetor de funções objetivo  $u=(u_1, u_2, \dots, u_p)$ , é melhor que outra solução  $S_2$ , com vetor de funções objetivo  $v=(v_1, v_2, \dots, v_p)$ , se  $u$  domina  $v$  - ( $u < v$ ), ou seja, nenhuma função objetivo de  $v$  possui valor menor que seu respectivo valor em  $u$  e,

além disso, pelo menos para um objetivo, o valor da função objetivo de  $u$  é menor que o de  $v$  (FERREIRA, 2018).

Uma solução de Pareto ótima é uma solução tal que nenhuma outra solução de  $X$  a domine. O conjunto de todas as soluções Pareto ótimas constitui o conjunto Pareto ótimo, que pode ser definido como a equação 2.18 (FERREIRA, 2018).

$$P^* = \{x^* \in X : \forall x \in X, f(x) \not\prec f(x^*)\} \quad (2.18)$$

O objetivo fundamental da otimização multiobjetivo consiste em determinar o conjunto de Pareto ótimo, bem como a imagem desse conjunto pela função objetivo, que é a Fronteira de Pareto, definida na equação 2.19 (TAKAHASHI, 2007).

$$FP^* = \{f(x^*) : x^* \in P^*\} \quad (2.19)$$

A Figura 2.13 apresenta um gráfico com vários pontos espalhados no espaço de objetivos.

A título de exemplo, considere minimizar  $f_1$  e  $f_2$ .

O objetivo é identificar cada fronteira de dominância e dentre estas indicar qual é a Fronteira de Pareto.

Outro modelo que ilustra a Fronteira de Pareto está representado na Figura 2.14.

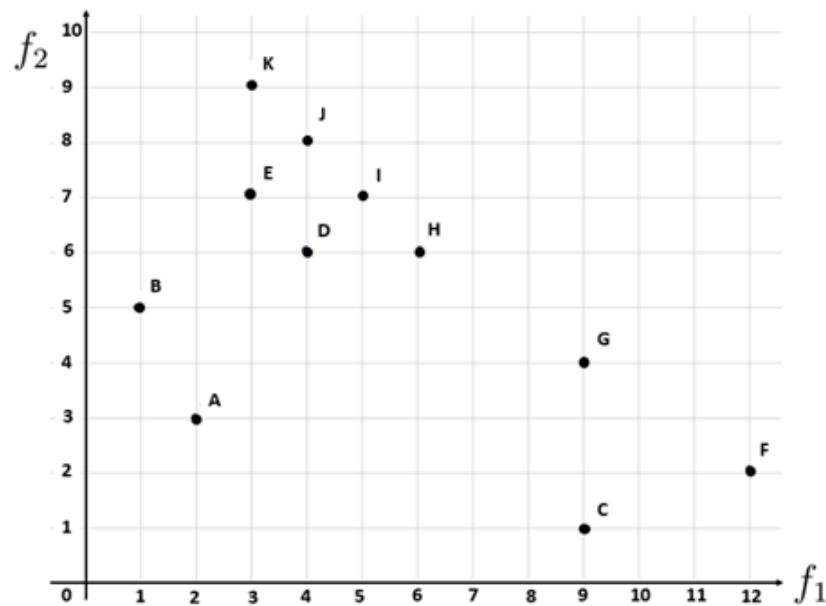
### 2.7.2 Algoritmo Evolutivo para otimização multiobjetivo

Os Algoritmos Evolutivos (AEs) têm sido largamente explorados em problemas de otimização. Uma das características mais importantes dos AEs é que possibilitam encontrar soluções ótimas ou adequadas para um problema complexo sem usar informação adicional, como cálculo de derivadas de funções (GOLDBERG; HOLLAND, 1988).

Um outro grande diferencial dos AEs tem sido na solução de problemas multiobjetivo (TICONA; DELBÉM, 2008).

A primeira implementação de um *Multiobjective Evolutionary Algorithm* (MOEA) foi proposta por Schaffer (1985). O modelo sugerido foi denominado *Vector Evaluated Genetic Algorithm* (VEGA) Schaffer fez uma modificação no AG convencional para avaliar cada objetivo separadamente. Contudo, o método proposto não permitia obter uma diversidade adequada nas soluções ao longo da fronteira de Pareto.

Figura 2.13 – Entendendo a Fronteira de Pareto



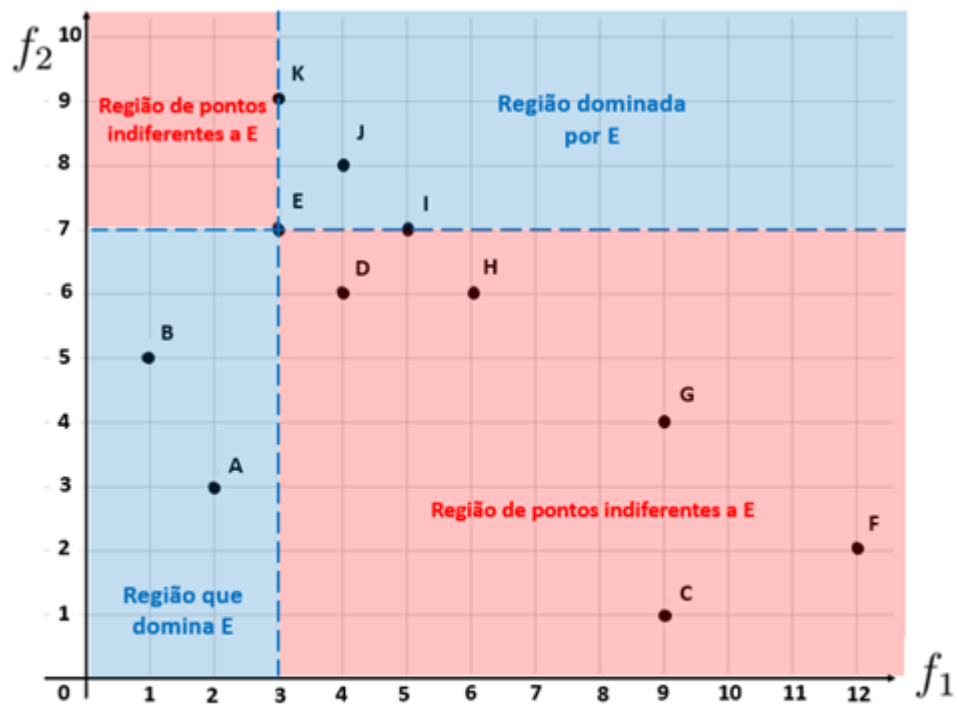
- Considere que  $A = (f_1(a), f_2(a))$ ,  $B = (f_1(b), f_2(b))$ , ...,  $K = (f_1(k), f_2(k))$ , sendo  $a, b, \dots, k \in X$ .
- Então  $a$  domina  $b$  se  $f_1(a) \leq f_1(b)$  e  $f_2(a) \leq f_2(b)$  e, além disso  $f_1(a) < f_1(b)$  ou  $f_2(a) < f_2(b)$ .

Fonte:(FERREIRA, 2018)

Várias abordagens foram realizadas para estender as aplicações de AGs para problemas de otimização multiobjetivo (TICONA; DELBÉM, 2008).

Uma das propostas utiliza um procedimento para ordenação de soluções baseado no conceito de dominância. Nesse método, o valor de aptidão para uma solução  $i$  é proporcional ao número de soluções que  $i$  domina. Desta forma, as soluções não dominadas são enfatizadas obtendo maior quantidade de cópias na lista de reprodução (GOLDBERG; HOLLAND, 1988). Para manter a diversidade das soluções, o emprego de um método de compartilhamento foi sugerido, o qual permite levar em conta a densidade de soluções em uma vizinhança no espaço de busca. Assim, soluções que estejam melhor espalhadas na fronteira de Pareto têm um melhor valor de compartilhamento (GOLDBERG; HOLLAND, 1988). Baseadas nessas idéias iniciais, foram propostos uma série de modelos de MOEAs (TICONA; DELBÉM, 2008). A diferença fundamental dos MOEAs em relação aos AEs tradicionais é o operador de seleção, dado que a comparação entre duas soluções é efetuada com base no conceito de dominância de Pareto. Em alguns métodos, o valor de aptidão é proporcional à dominância da solução. Outros métodos utilizam apenas a dominância de Pareto e não calculam o valor de aptidão com base no nível de dominância (TICONA; DELBÉM, 2008). A aplicação dos MOEAs para otimização multiob-

Figura 2.14 – Entendendo a Fronteira de Pareto - A



Os pontos que pertencem à mesma região de indiferença também pertencem à mesma fronteira de dominância. A fronteira que não possui pontos dominados é a Fronteira de Pareto.

Fonte:(FERREIRA, 2018)

jetivo apresenta três grandes vantagens com relação a outras técnicas tradicionais (COELLO; PULIDO, 2001):

1. Não introduzem parâmetros adicionais no problema;
2. Trabalham diretamente com várias funções usando o conceito de dominância de Pareto;
3. Um conjunto diversificado de soluções pode ser encontrado apenas em uma execução do MOEA.

Os modelos de MOEA são classificados em dois tipos (DEB et al., 2002b):

1. Não elitistas: são aqueles modelos que, como o próprio nome indica, não utilizam alguma forma de elitismo nas suas iterações (DEB et al., 2002a);
2. Elitistas: são os modelos que empregam de alguma forma o elitismo (Selecciona os indivíduos mais aptos de uma maneira pragmática segundo algum critério, sendo eles provenientes de descendentes ou pais (SASTRY; GOLDBERG; KENDALL, 2005)).

Outros métodos, como o *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm version II* (NSGA-II), combinam a população atual com a população anterior para preservar as melhores soluções de ambas (DEB et al., 2002a).

O elitismo melhora as soluções encontradas por um modelo MOEA (ZITZLER; DEB; THIELE, 2000). A partir do trabalho de (ZITZLER; DEB; THIELE, 2000) os novos modelos passaram a incorporar alguma estratégia de elitismo.

### 2.7.3 NSGA II

Proposto em (DEB et al., 2002a), o NSGA-II é uma evolução do algoritmo NSGA sugerido em (SRINIVAS; DEB, 1994). A base da seleção do NSGA-II consiste na ordenação de fronteiras de dominância (DEB et al., 2002a).

O NSGA II foi proposto considerando a necessidade de diminuir a complexidade computacional na classificação não-dominada, introduzir o elitismo e eliminar a subjetividade na atribuição do parâmetro de compartilhamento (DEB et al., 2002a).

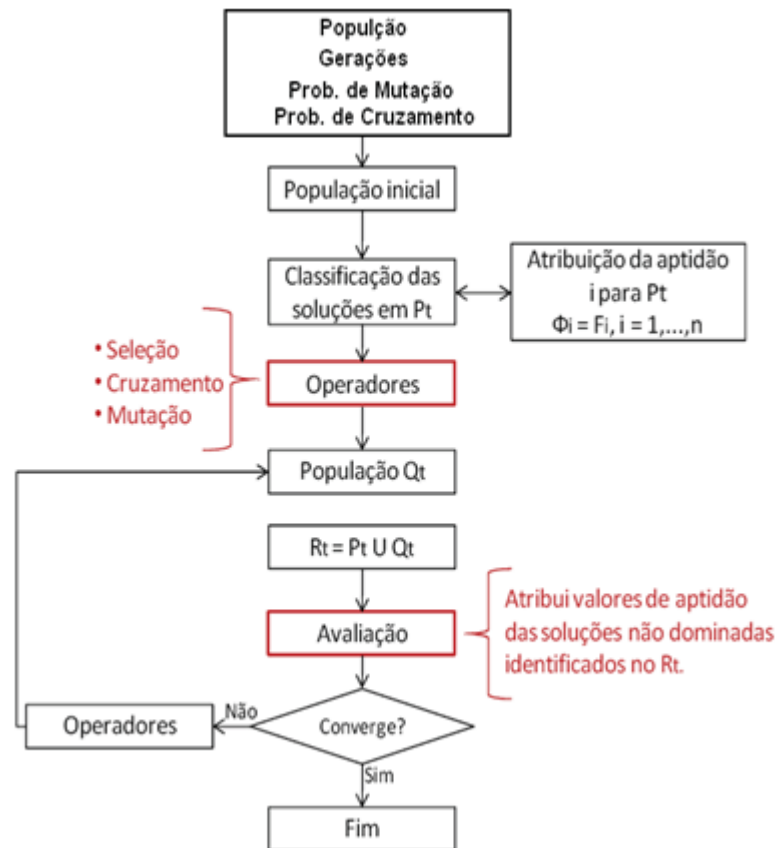
O esquema do algoritmo NSGA II apresentado na Figura 2.15 trabalha com uma população filha (derivada da população pai) criada utilizando a seleção por torneio de multidão que consiste na comparação de duas soluções. Para ter-se uma estimativa da densidade das soluções que cercam uma solução particular na população, calcula-se a distância comum entre a solução anterior e a posterior ao longo de cada um dos objetivos. Esta distância serve de estimativa do tamanho do maior cubóide que inclui a solução  $i$  sem incluir qualquer outra solução da população. Uma solução  $i$  vence outra solução  $j$  se (BARBOSA; RIBEIRO; ARANTES, 2010):

- 1 - a solução  $i$  tem um *rank* melhor, então,  $r_i < r_j$ ;
- 2 - ambas as soluções tem o mesmo *rank*, mas  $i$  tem uma distância melhor do que  $j$ , então,  $r_i = r_j$  e  $d_i > d_j$ .

Após a seleção faz-se a recombinação e a mutação como nos Algoritmos Genéticos convencionas. Os dois conjuntos (pai e filho de mesma dimensão) são unidos em uma única população (dimensão 2) e aplica-se a classificação não-dominada em frentes de dominância. Dessa forma garante-se o elitismo preservando as melhores soluções (frentes não-dominadas) na população posterior (BARBOSA; RIBEIRO; ARANTES, 2010).

Contudo, nem todas as frentes podem ser incluídas na nova população. Dessa forma, um método denominado distância de multidão Figura 2.16, que combina as frentes não incluídas

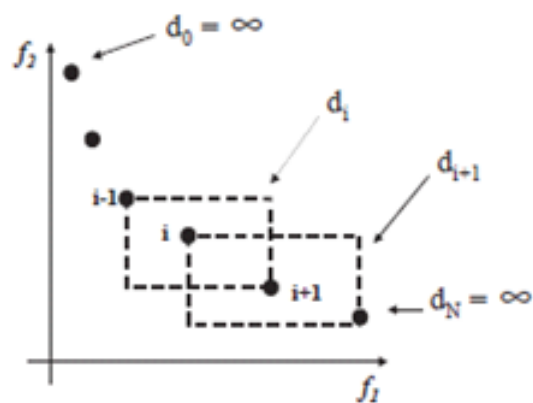
Figura 2.15 – Fluxo de trabalho do NSGA II



Fonte:(BARBOSA; RIBEIRO; ARANTES, 2010)

no conjunto, para compor os últimos espaços da população corrente, garantido a diversidade da população (BARBOSA; RIBEIRO; ARANTES, 2010).

Figura 2.16 – Cálculo da distância de multidão do NSGA II.



Fonte:(BARBOSA; RIBEIRO; ARANTES, 2010)

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Estrutura geral do sistema de otimização

As simulações numéricas foram desenvolvidas no laboratório do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas e Automação, da Universidade Federal de Lavras, foi utilizado um computador com processador Intel Core i7-7700, memória RAM de 16 GB e placa de vídeo GeForce GTX 1050 com memória de 4 GB GDDR5. O tempo de processamento foi de aproximadamente 26 horas, dos quais 6h foi o tempo de análise térmica e 20h de análise mecânica.

A modelagem numérica (processo geral de otimização com base na técnica integrada MEF - NSGA II), foi desenvolvida no *software ANSYS 14.5*. A Figura 3.1 representa o fluxograma deste processo.

##### 3.1.1 Modelagem numérica do processo de soldagem

###### 3.1.1.1 Especificações do material

O processo de soldagem GMAW (*Gas Metal Arc Welding*) foi escolhido para realizar as simulações. Gradientes de altas temperaturas existentes entre a região da poça de fusão e as regiões mais distantes do material causam mudança acentuada nos valores das propriedades do sistema, causando tensões residuais e deformações excessivas. As principais propriedades do aço ASTM A36, que foi o material utilizado nas simulações, estão apresentadas na Tabela 3.1, os quais foram extraídos dos gráficos representados pela Figura 3.2.

###### 3.1.1.2 Geometria

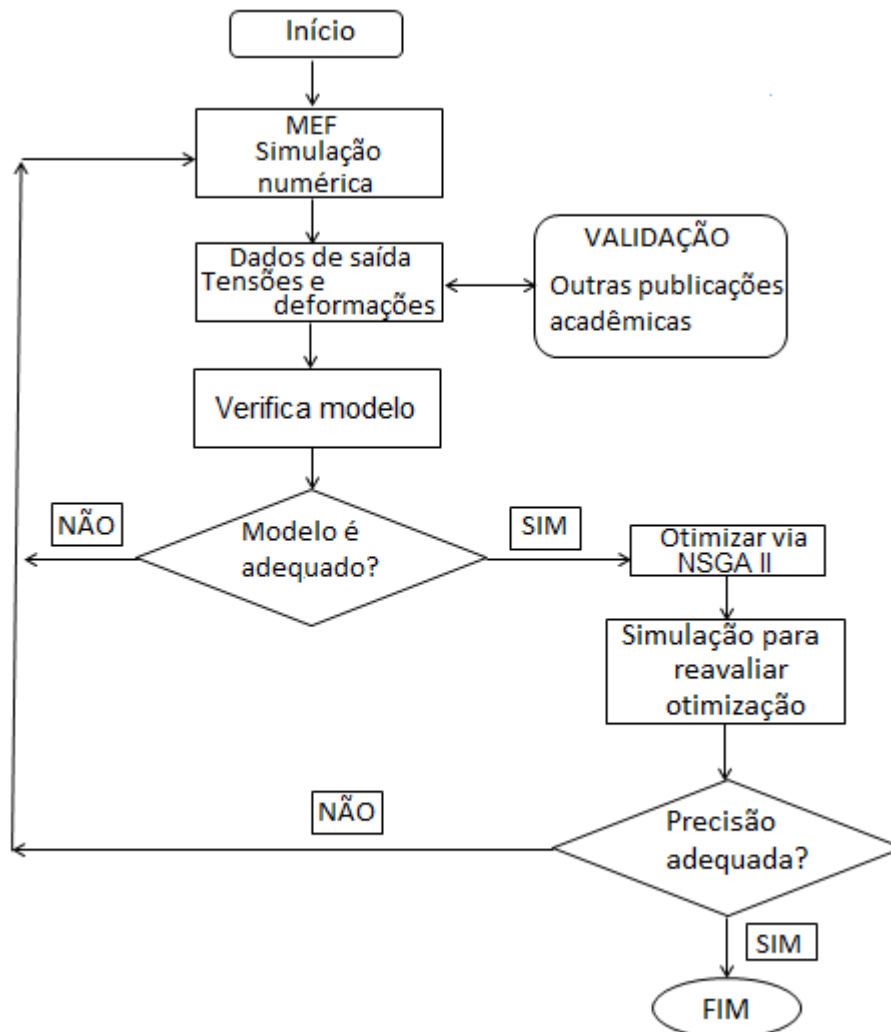
Construiu-se no *software Solid Works* a geometria da peça com perfil "T"(junta "T") a qual foi exportada para o *software ANSYS 14.5*. Neste trabalho realizou-se a análise de soldagem do tipo GMAW, onde a solda ocorreu nos dois lados desta junta "T". A Figura 3.3 apresenta a geometria da peça.

###### 3.1.1.3 Discretização

A discretização estrutural consistiu na fase em que o modelo geométrico foi subdividido em partes menores de seus subdomínios contendo formas regulares. Desta forma, para análise térmica e estrutural, foi gerada uma malha para um modelo com elementos finitos tetraédricos



Figura 3.1 – Fluxograma MEF - NSGA II integrados para otimização do processo de soldagem



Fonte:Do autor (2020)

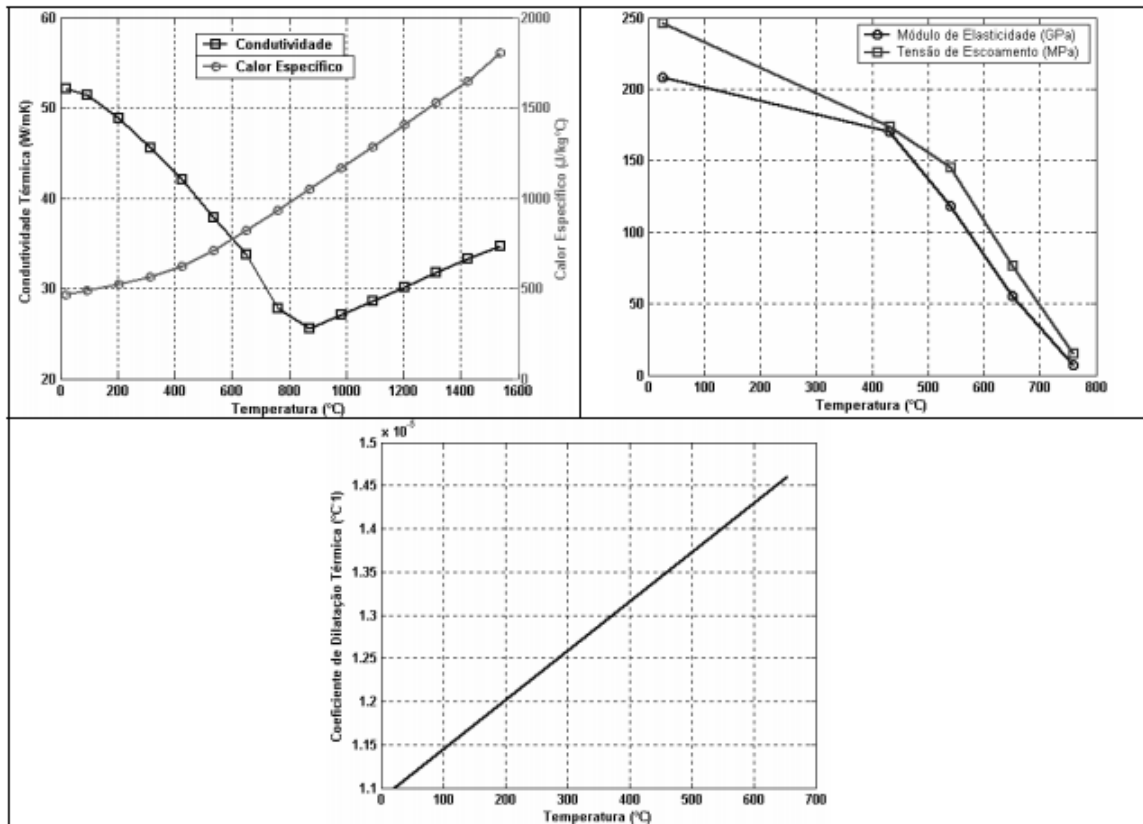
Tabela 3.1 – Propriedades mecânicas do aço ASTM A36.

Parâmetros	Valor
Coefficiente de Poisson ( $\nu$ )	0.28
Tensão de escoamento $\sigma_e$ (MP <sub>a</sub> )	246
Módulo de elasticidade E (GP <sub>a</sub> )	210
Densidade $\rho$ (kg/m <sup>3</sup> )	7850

Fonte: (HONG; TSAI; DONG, 1998)

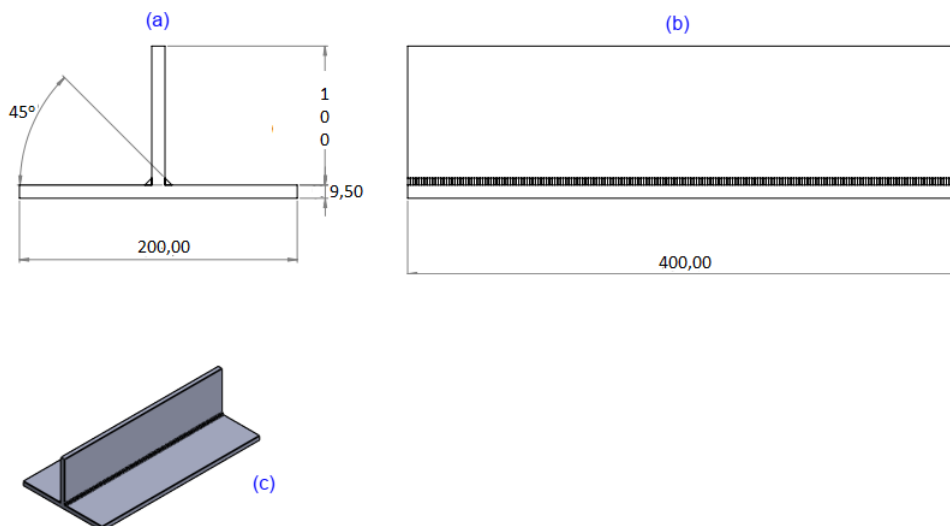
de primeira ou segunda ordem (definidos pelo *software ANSYS 14.5* na função automática), contendo 20747 nós e 7288 elementos após análise de convergência de malha, que é apresentado na Figura 3.4. Dois cordões de solda foram simulados nas junções das duas chapas, formando uma junta em "T".

Figura 3.2 – Propriedades do aço ASTM A36.



Fonte: (HONG; TSAI; DONG, 1998)

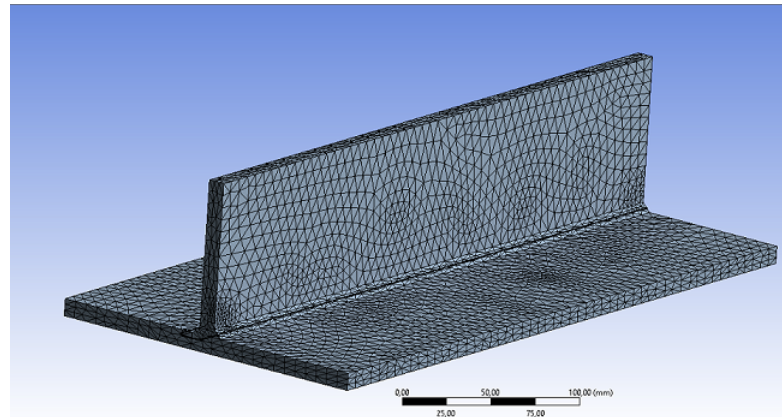
Figura 3.3 – Geometria da peça [mm] seção transversal (a), vista lateral (b) e seção tridimensional (c).



Fonte: Do autor (2020).

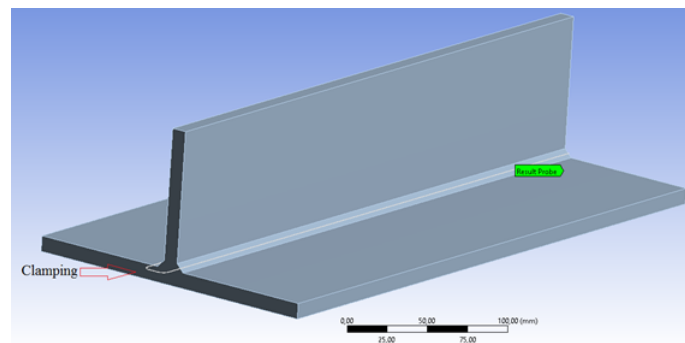
Para as análises e simulações de convergência da malha foi utilizada uma face de fixação (*clamping*) conforme Figura 3.5, que também apresenta a localização do ponto de monitoramento de tensão utilizado para a análise de convergência da malha (*probe*).

Figura 3.4 – Modelo de elementos finitos: vista tridimensional da peça.



Fonte: Do autor (2020)

Figura 3.5 – Face do modelo de fixação e localização da tensão da sonda.



Fonte: Do autor (2020).

#### 3.1.1.4 Parâmetros de entrada

Foram criados valores de referência modificados como parâmetros de entrada conforme Verde (2014), os quais estão apresentados na Tabela 3.2.

Tabela 3.2 – Dados de entrada.

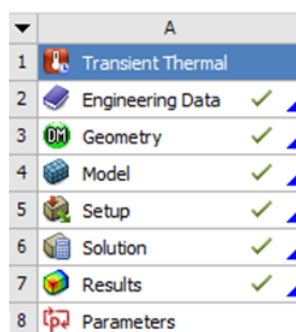
<b>Parâmetros</b>	<b>Valor</b>
Corrente (A)	110
Tensão (V)	20
Velocidade soldagem (mm/s)	10
Rendimento Térmico	0,85

Fonte: Modificado de Verde (2014).

### 3.1.1.5 Modelo da fonte de calor e distribuição de temperaturas

Um modelo numérico transiente de temperatura foi criado para as simulações. Nessa etapa, foi necessário inserir valores em um *plug-in Transient Thermal*, no software *Ansys 14.5*. O itinerário deste *plug-in*, em que os valores foram inseridos, está representado na Figura 3.6.

Figura 3.6 – Itinerário do *plug-in Transient Thermal*.



Fonte: Do autor (2020).

Os valores de *engineering data* utilizados nas simulações térmicas estão apresentados na Tabela 3.3.

Tabela 3.3 – *engineering data*.

<b>Parâmetros</b>	<b>Valor</b>
Calor nominal $Q_{nom.}$ (W)	1938
Condutividade térmica (W/m)	60,5
Calor específico (J/kg)	434

Fonte:Modificado de Verde (2014).

Para alimentar os dados de *Geometry* e *Model*, os valores foram considerados conforme dados presentes na Figura 3.3 e na Figura 3.4, respectivamente.

Para o *setup* das análises térmicas foram considerados valores conforme Tabela 3.4. Estabeleceu-se os valores do fluxo de calor e velocidade de soldagem aleatórias, tendo como referência a Tabela 3.2.

Tabela 3.4 – *Setup*.

<b>Parâmetros</b>	<b>Valor</b>
Temperatura ambiente ( $^{\circ}\text{C}$ )	22
Tempo total de solda (s)	variável
Velocidade soldagem (mm/s)	10
Emissividade	0,45
Coef. de convecção ( $\text{W}/\text{mm}^2\text{ }^{\circ}\text{C}$ )	0,01

Fonte: Do autor (2020).

### 3.1.2 Otimização MOGA - NSGA II para processo de soldagem

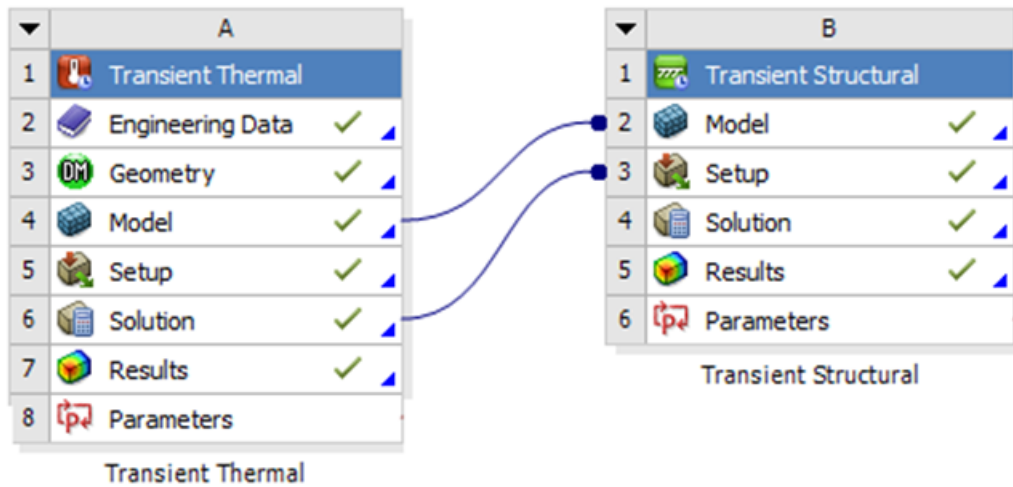
#### 3.1.2.1 Preparação da extensão para adequação à simulação

Foi editado um arquivo XML para criar novos parâmetros de tempo, potência e velocidade, conforme apêndice A. Além disso, um código em linguagem Python (PY) foi usado para a edição das variáveis de controle do sistema, conforme apêndice B e ajustaram-se as interligações entre os códigos criados/editados com o arquivo editável do *software Ansys 14.5 (ANSYS Parametric Design Language - APDL)*.

No arquivo APDL foram coletadas todas as entradas do usuário para o sistema e adicionado o caminho da soldagem e faces de interação do sistema, lendo os comandos APDL (do arquivo externo) para aplicar as devidas cargas, substituindo os valores iniciais pelos valores especificados no processo de otimização via MOGA - NSGA II, definindo assim, os novos parâmetros de soldagem para análise, vinculando-se os arquivos PY e XML ao sistema de otimização (MOGA - NSGA II).

#### 3.1.2.2 Análise Térmica e Estrutural

Após a definição dos parâmetros e criação da extensão, iniciou-se a fase de análise desacoplada térmica/estrutural com base nos dados do material e malha selecionados. A entrada foi estabelecida com valores do fluxo de calor e velocidade de soldagem aleatórias e a temperatura e tempo foram as respostas da simulação térmica. Assim as respostas da análise térmica foram definidas como entradas para a realização da simulação estrutural, conforme Figura 3.7, que apresenta a tela do *software ANSYS 14.5* com o sumário dos *pug-ins*.

Figura 3.7 – Tela do *software ANSYS 14.5* com o sumário dos pug-ins

Fonte: Do autor (2020).

### 3.1.2.3 Otimização multiobjetivo

Foi utilizado o método MOGA - NSGA II para definir os objetivos e restrições e encontrar os valores ótimos globais de fluxo de calor e velocidade de soldagem. Foram inseridos os parâmetros de entradas e saídas, conforme Figura 3.8.

A otimização é baseada em avaliações da superfície de resposta. O espaço de *design* explorado é definido pela faixa de variação de dois parâmetros de entrada tendo como referência Sun e Wu (2001) conforme Tabela 3.5 e a configuração inicial da otimização é automática, estabelecida pelo *software*, conforme Tabela 3.6.

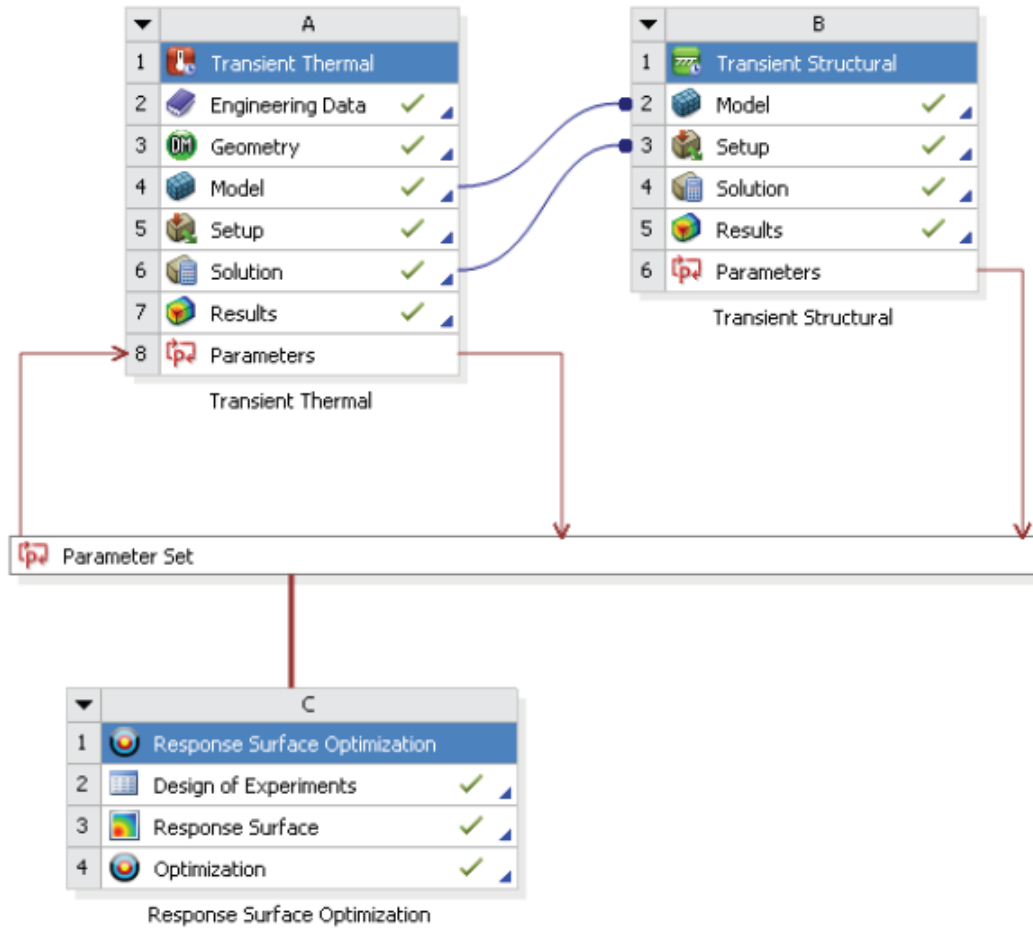
Tabela 3.5 – Parâmetros dos limites de entrada.

Parâmetros	Limites	
	inferior	superior
Intensidade de potência do fluxo de calor móvel ( $\text{W}\cdot\text{mm}^{-2}$ )	5	200
Velocidade do fluxo de calor móvel ( $\text{mm}\cdot\text{s}^{-1}$ )	5	15

Fonte: Do Autor (2020).

O *design* de experimentos é a etapa inicial de construção de uma superfície de resposta. Para atingir os resultados da otimização, foi utilizado o *Design* de Experimentos que gerou uma Matriz de Experimentos baseada no sistema de Otimização de Superfície de Resposta, conforme tabela apêndice C

Figura 3.8 – Plug-ins do software ANSYS 14.5 para a inserção dos parâmetros de entradas e saídas.



Fonte: Do autor (2020).

Tabela 3.6 – Configuração inicial da otimização.

Propriedade.	Valor.
Nome do método	MOGA
Verificar pontos candidatos	Sim
Tipo de amostragem inicial	Triagem
Número inicial de amostras	300
Número de amostras por iteração	300
Porcentagem máxima permitida de Pareto	70
Máximo número de iterações	90
Probabilidade de mutação	0,01
Probabilidade de cruzamento	0,98
Número máximo de candidatos	7
Porcentagem de estabilidade de convergência	3

Fonte: Do autor (2020).

#### **4 RESULTADOS E DISCUSSÃO**

Os resultados desta pesquisa encontram-se descritos em uma artigo científico - Segunda parte desta dissertação (logo após o Apêndice C).



## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

- O algoritmo Genético Multi-Objetivo NSGA II foi utilizado para otimizar, via simulações numéricas, valores de fluxo de calor e velocidade de soldagem no processo GMAW de uma junta em T de aço ASTM A36. Os resultados obtidos apresentaram parâmetros de saída dentro dos limites pré-estabelecidos de tensão e deformação das chapas soldadas considerando os trabalhos de (VERDE, 2014) e (SUN; WU, 2001).

- Valores otimizados de temperatura e tensão normal na direção do eixo X apresentaram-se coerentes aos encontrados em (SUN; WU, 2001) para o mesmo material simulado neste trabalho.

- O valor máximo de deformação otimizado encontrado neste trabalho foi abaixo do valor encontrado em (VERDE, 2014), considerando as condições de soldagem impostas.

- Com base nos resultados da simulação, pode-se concluir que o MOGA - NSGA II em conjunto com a análise inversa de Elementos Finitos podem ser, por meio de simulação numérica, utilizados na definição de otimização de parâmetros de soldagem, como tensão do arco, corrente e velocidade do eletrodo.

## REFERÊNCIAS

- ALTENBACH, H.; KOLUPAEV, V. A. Classical and non-classical failure criteria. In: **Failure and damage analysis of advanced materials**. [S.l.]: Springer, 2015. p. 1–66.
- ALVES, V. de J. **Desenvolvimento de envelopes operacionais para processo MIG/MAG robotizado com diferentes gases de proteção**. 172 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2009.
- BARBOSA, A. M.; RIBEIRO, L. d. C.; ARANTES, J. d. O. Algoritmo genético multiobjetivo: Sistema adaptativo com elitismo. **Citado**, v. 2, p. 16, 2010.
- BARSANESCU, P. D. et al. Modified mohr-coulomb theory for triaxial state of stress. In: TRANS TECH PUBL. **Applied Mechanics and Materials**. [S.l.], 2015. v. 809, p. 658–663.
- BELYTSCHKO, J. F. T. **A First Course in Finite Elements**. [S.l.: s.n.], 2007. 1-3 p.
- BEZERRA, A. C. et al. Simulação numérica da soldagem com aplicação à caracterização do comportamento dinâmico de estruturas soldadas. Universidade Federal de Uberlândia, 2006.
- BEZERRA, A. C.; RADE, D. A. Análise térmica do processo de soldagem tig via elementos finitos. **Simpósio do Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica-Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG**, 2004.
- BONACORSO, N. G. et al. Switch back technique for the increase of the production in the angle welding between plates of dissimilar thicknesses. **Soldagem & Inspeção**, SciELO Brasil, v. 22, n. 2, p. 207–216, 2017.
- CENGEL, Y. A.; GHAJAR, A. J. **Tranferência de Calor e Massa**. [S.l.]: Amgh Editora, 2009.
- COELLO, C. A. C.; PULIDO, G. T.; LECHUGA, M. S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization. **IEEE Transactions on evolutionary computation**, IEEE, v. 8, n. 3, p. 256–279, 2004.
- COELLO, C. A. C. C.; PULIDO, G. T. A micro-genetic algorithm for multiobjective optimization. In: SPRINGER. **International conference on evolutionary multi-criterion optimization**. [S.l.], 2001. p. 126–140.
- CONCEIÇÃO, J. P. da. **Análise da distribuição de temperatura e distorções em juntas de filete através do método dos elementos finitos**. 23 f. Monografia (Monografia) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016.
- CORREIA, D. et al. Gmaw welding optimization using genetic algorithms. **Journal of the Brazilian society of Mechanical Sciences and Engineering**, SciELO Brasil, v. 26, n. 1, p. 28–32, 2004.
- DANTZIG, J. A.; RAPPAZ, M. **Solidification: -Revised & Expanded**. [S.l.]: EPFL press, 2016.
- DEB, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. **IEEE transactions on evolutionary computation**, IEEE, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.
- DEB, K. et al. Scalable multi-objective optimization test problems. In: IEEE. **Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600)**. [S.l.], 2002. v. 1, p. 825–830.

- FERREIRA. Estudo comparativo de modelos e técnicas para otimização de portfólios com restrição de cardinalidade. **Departamento de Matemática. Universidade Federal de Minas Gerais**, p. 262–301, 2007, 2018.
- FISH, J. **A First Course in Finite Elements**. [S.l.: s.n.], 2007. 1-3 p.
- FODI, G.; LEITE, P. V. Solda mig/mag. 2018.
- GIBSON, B. T. et al. Friction stir welding: Process, automation, and control. **Journal of Manufacturing Processes**, Elsevier, v. 16, n. 1, p. 56–73, 2014.
- GOLDBERG, D. E.; HOLLAND, J. H. Genetic algorithms and machine learning. Kluwer Academic Publishers-Plenum Publishers; Kluwer Academic Publishers . . . , 1988.
- GOLDBERG, D. E. et al. Messy genetic algorithms: Motivation, analysis, and first results. **Complex systems**, v. 3, n. 5, p. 493–530, 1989.
- HIBBELER, R. **Mechanics of Materials Ninth Editidn**. [S.l.]: Pearson Education, Inc, 2014.
- HIBBELER, R. C. **Resistência dos materiais** . [S.l.]: Pearson Educación, 2010.
- HOLLAND, J. H. **Adaption in natural and adaptive systems**. [S.l.]: University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- HONG, J.; TSAI, C.; DONG, P. Assessment of numerical procedures for residual stress analysis of multipass welds. **WELDING JOURNAL-NEW YORK-**, AMERICAN WELDING SOC, v. 77, p. 372–s, 1998.
- ION, D. et al. The equivalent stress concept in multiaxial fatigue. **Journal of Engineering Studies and Research**, Universitatea "Vasile Alecsandri" din Bacau, v. 17, n. 2, p. 53, 2011.
- JACOB, F.; TED, B. **A first course in finite elements**. [S.l.]: Wiley, 2007.
- KIM, Y.; EAGAR, T. Metal transfer in pulsed current gas metal arc welding. **Welding Journal**, v. 72, n. 7, p. 279s–287s, 1993.
- LANCASTER, J. **Engineering Catastrophes Causes and Effects of Major Accidents**. [S.l.]: CRC Press, 2005.
- LEAL, S. D. Estudo de tensões residuais em juntas soldadas utilizando o método dos elementos finitos. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2015.
- MACHADO, I. G. **Soldagem & técnicas conexas: processos**. [S.l.]: Ed. do Autor, 1996.
- MACHADO, I. G. Dimensionamento de juntas soldadas de filete: uma revisão crítica. **Soldagem & inspeção. São Paulo, SP. vol. 16, n. 2 (abr./jun. 2011), p. 189-201**, SciELO Brasil, 2011.
- MACHADO, I. G. Falhas de estruturas de aço soldadas devido à reduzida ductilidade. **Soldagem & Inspeção**, SciELO Brasil, v. 18, n. 4, p. 391–403, 2013.
- MALLAWAARACHCHI, V. et al. Efficient bioinformatics computations through gpu accelerated web services. In: **Proceedings of the 2018 2nd International Conference on Algorithms, Computing and Systems**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 94–98.

MISES, R. v. Mechanik der festen körper im plastisch-deformablen zustand. **Nachrichten von der Gesellschaft der Wissenschaften zu Göttingen, Mathematisch-Physikalische Klasse**, v. 1913, p. 582–592, 1913.

NGUYEN, D. V. et al. A finite elements method to solve the bloch–torrey equation applied to diffusion magnetic resonance imaging. **Journal of Computational Physics**, Elsevier, v. 263, p. 283–302, 2014.

PALANI, P.; MURUGAN, N. Selection of parameters of pulsed current gas metal arc welding. **Journal of Materials Processing Technology**, Elsevier, v. 172, n. 1, p. 1–10, 2006.

POLINSKI, E. L. Influência da energia de soldagem na resistência à corrosão por pites do aço inoxidável duplex saf 2205. 2017.

PRADHAN, S. et al. Micro-machining performance assessment of ti-based biomedical alloy: A finite element case study. In: **Biomanufacturing**. [S.l.]: Springer, 2019. p. 157–183.

SASTRY, K.; GOLDBERG, D.; KENDALL, G. Genetic algorithms. In: **Search methodologies**. [S.l.]: Springer, 2005. p. 97–125.

SRINIVAS, N.; DEB, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. **Evolutionary computation**, MIT Press, v. 2, n. 3, p. 221–248, 1994.

SUN, J.; WU, C. Effects of welding heat input on microstructure and hardness in heat-affected zone of hq130 steel. **Modelling and Simulation in Materials Science and Engineering**, IOP Publishing, v. 9, n. 1, p. 25, 2001.

TAKAHASHI, R. Otimização escalar e vetorial, volume 3: Otimização vetorial. **Notas de aula. Departamento de Matemática. Universidade Federal de Minas Gerais**, p. 262–301, 2007.

TEIXEIRA, G. S. **Análise da influência dos parâmetros de soldagem sobre a geometria do cordão de solda por projeto de experimentos fatorial fracionado**. 122 p. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2011.

TICONA, W. G. C.; DELBÉM, A. C. B. Algoritmos evolutivos para otimização multiobjetivo. **Relatório técnico. Notas Didáticas do ICMC-USP**, v. 76, 2008.

TOMAZINI, G. F. Avaliação da relação entre a energia gerada pelo arco e o calor absorvido pelo metal de base variando os parâmetros de soldagem mig/mag. Universidade Federal de Uberlândia, 2018.

UEDA, Y.; MURAKAWA, H.; MA, N. **Welding deformation and residual stress prevention**. [S.l.]: Elsevier, 2012.

VERDE, S. **Análise Numérica e Experimental de Tensões e Deformações Residuais em Junta T̃com Soldas de Filete**. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal da Bahia, 2014.

WAINER, E.; BRANDI, S. D.; MELLO, F. D. H. de. **Soldagem: processos e metalurgia**. [S.l.]: Editora Blucher, 1992.

ZITZLER, E.; DEB, K.; THIELE, L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. **Evolutionary computation**, MIT Press, v. 8, n. 2, p. 173–195, 2000.

ZOLPAKAR, N. et al. Application of multi-objective genetic algorithm (moga) optimization in machining processes. In: \_\_\_\_\_. [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–15.

### APÊNDICE A – Código parcial XML

Criou-se a variável “vel”, texto exibido ao usuário "Velocity", tipo da variável “float” e quando não definido pelo usuário é definido um valor padrão default das variáveis, com set relativo à parâmetro para ser usado na otimização. Este processo foi definido para todas as variáveis utilizadas no processo de otimização variando apenas o nome da variável, o valor default e as unidades de medida.

```
</property>
```

```
<property name="vel"caption="Velocity"control="float"default="10[mm sec-1]" is parameter="True"unit="Velocity"/>
```

**APÊNDICE B – Edição no Python das variáveis de controle do sistema**

Get the other inputs required for the APDL macro.

```
INX = load.Properties["Index"].Value
```

```
SEG = load.Properties["Seg"].Value
```

```
load.Properties["vel"].Value.ToString(System.Globalization.CultureInfo.InvariantCulture)
```

```
R1= load.Properties["R1"].Value.ToString(System.Globalization.CultureInfo.InvariantCulture)
```

```
LD1= load.Properties["LD"].Value.ToString(System.Globalization.CultureInfo.InvariantCulture)
```

```
val = float(LD1)
```

```
LD = units.ConvertToSolverConsistentUnit(ExtAPI, val , "Heat Flux", ana)
```

```
TM= load.Properties["TM"].Value.ToString(System.Globalization.CultureInfo.InvariantCulture)
```

```
TS= load.Properties["TS"].Value.ToString(System.Globalization.CultureInfo.InvariantCulture)
```

```
MnStepC = load.Properties["MnStepC"].Value
```

```
FP = load.Properties["FS"].Value
```

```
LP = load.Properties["LS"].Value
```

```
ER = load.Properties["Erode"].Value
```

```
MLT1 = load.Properties["Melt"].Value.ToString
```

```
(System.Globalization.CultureInfo.InvariantCulture)
```

```
va2 = float(MLT1)
```

```
MLT = units.ConvertToSolverConsistentUnit(ExtAPI, va2 , "Temperature", ana)
```

### APÊNDICE C – Matriz de experimentos.

Matrix of Experiments (Response Surface Optimization system)

Name	P2 - Moving Heat Flux Source Power Intensity (W mm <sup>-2</sup> )	P1 - Moving Heat Flux Velocity (mm s <sup>-1</sup> )	P4 - Temperature Maximum (C)	P5 - Total Deformation Maximum (mm)	P6 - Normal Stress Maximum (MPa)	Report
1	102,5	10	2629,6	0,74815	636,22	
2	5	10	149,2	0,036659	30,826	
3	200	10	5110,1	1,4552	1692,8	
4	102,5	5	2786,1	0,85937	1202,6	
5	102,5	15	2577	0,74015	621,74	
6	5	5	156,83	0,042041	58,187	
7	200	5	5415,3	1,6787	2365,9	
8	5	15	146,63	0,036416	30,235	
9	200	15	5007,3	1,449	1530,5	



## **SEGUNDA PARTE – ARTIGO**

**ARTIGO 1: Multiobjective genetic algorithm applied to inverse finite Element analysis: T-joint welding case study**

Este artigo está formatado de acordo com as normas da "Taylor & Francis Online journal "Science and Technology of Welding and Joining, no qual foi submetido. É uma versão preliminar, considerando que o conselho editorial do periódico poderá sugerir alterações para adequá-lo ao seu próprio estilo.

”SCIENCE AND TECHNOLOGY OF WELDING AND JOINING”

## Multiobjective genetic algorithm applied to inverse finite element analysis: T-joint welding case study

Marcus Vinicius Ferreira de Moura<sup>a\*</sup>, Leomar dos Santos Marques<sup>a</sup>, Bruno Henrique Groenner Barbosa<sup>a</sup> and Ricardo Rodrigues Magalhães<sup>a</sup>

*Federal University of Lavras – UFLA, Aqueanta Sol, 37200-900, Lavras, Brazil*

### ARTICLE HISTORY

Compiled February 5, 2021

Multiobjective genetic algorithm applied to inverse finite element analysis: Tweld case study

### ABSTRACT

Welding processes play as an important role to the manufacturing of a lot of products in most of industrial sectors. Despite its wide applicability, welding process is subjected to some inconsistencies in quality due to controllable and uncontrollable variables. This work is aimed to use inverse Finite Element Analysis (FEA) to simulate the movement of the heat flow in the base metal submitted to the Gas Metal Arc Welding (GMAW) process. To this end, control limits were established such as voltage and electric current (in the form of the heat source) and welding speed in order to obtain optimized values of deformations and stresses along the plates subjected to the GMAW welding process. For the numerical simulations process modeling, empirical data from weld beads applied on both sides of two ASTM A36 steel plates (thickness of 9.5 mm each) were used in a T-joint configuration. In this case, a multiobjective algorithm to find optimized solution was used. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA II) in conjunction with FEA was applied. Results presented consistency with literature data within the pre-established limits, which are deformations and stresses less than 2 mm and 600 MPa, respectively. This demonstrates the potential of using FEA in conjunction with the NSGA II genetic algorithm to predict input variables in welding processes. This can be considered an important contribution to the industrial technological advancement for predicting welding process variables.

### KEYWORDS

numerical simulations; optimization; GMAW process.

## 1. Introduction

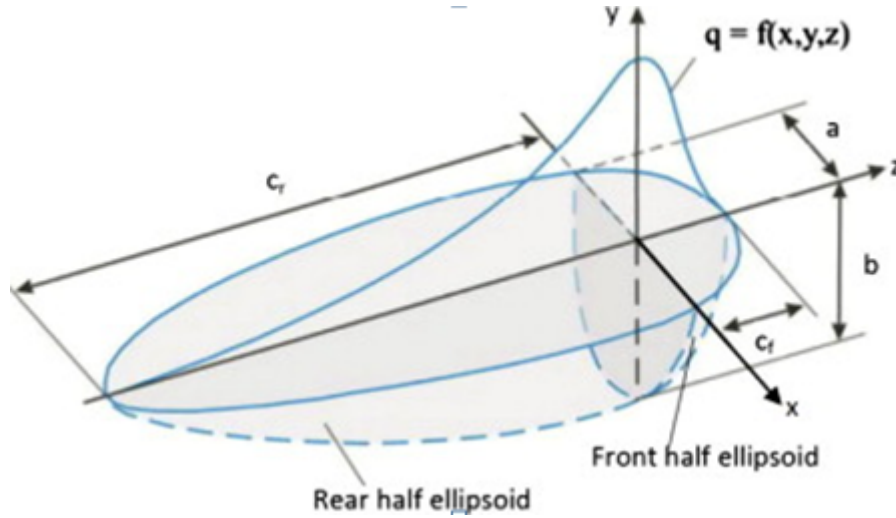
To obtain weld joints with quality and mechanical resistance, the correct selection and combination of process parameters is essential. The most relevant parameters, such as welding voltage and speed, are considered primary variables, as they directly affect the geometric aspects of the weld bead. Arc tension has a proportional effect on the width of the weld bead and also affects weld penetration and heat transfer from the wire tip to the weld pool (part). In general, low weld stresses result in weld beads narrow welds and small penetrations, while high stresses result in the opposite. The welding voltage

must be selected taking into account the welding current, so that there is stability of the electric arc. Welding defects caused by incorrect variables can be generated if the voltage is not adjusted correctly. The welding current affects the rate of deposition of the material, the reinforcement of the bead and also the penetration of the weld bead [1].

In the gas metal arc welding (GMAW) process, there is a proportional relationship between the welding variables and the wire speed. When electric current is increased, an increase in the deposition rate of the weld metal is also observed. As result, welding energy and material deposition applied to the component is increased, resulting in high weld bead dimensions being that the opposite is also applicable [1].

The welding velocity is defined as the path taken by the electric arc in a given period of time. This parameter affects the material deposition rate, thus directly influencing the process productivity. When other parameters are kept constant and the velocity is increased, the observed effects are the reduction of the dimensions of the bead, greater grain refining of the deposited metal, the decrease of penetration and the zone affected by the heat is narrower [2].

The thermal analysis of the welding process is usually carried out considering a heat source that moves over the component. In this work, Goldak's double ellipsoid model was considered as a heat source model presented in Figure 1.



**Figure 1.** Goldak double ellipsoidal model  
(adapted from [4])

Part of the energy supplied to this source is dissipated by conduction in the material domain, another part by convection and radiation to the environment. The heat flow equation for a three dimensional solid with Cartesian coordinates (Figure 1) can be described by Equation 1 [3].

$$\rho(T)C_p(T)\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x}(k_x(T)\frac{\partial T}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial y}(k_y(T)\frac{\partial T}{\partial y}) + \frac{\partial}{\partial z}(k_z(T)\frac{\partial T}{\partial z}) + Q_v \quad (1)$$

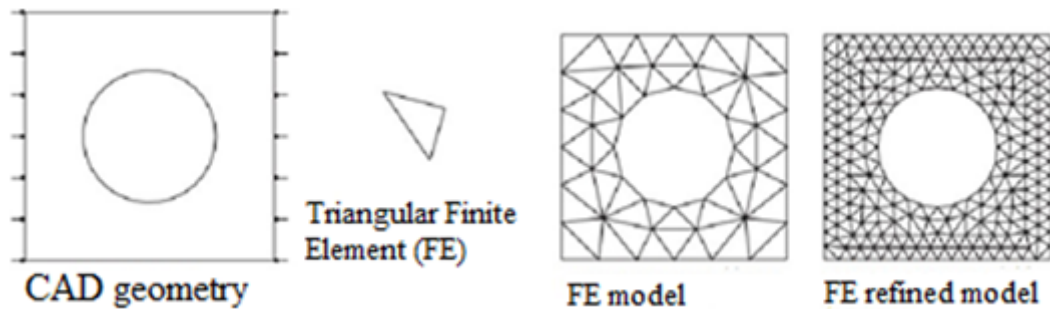
where T is the temperature (K),  $\rho$  the density of the material ( $\text{kg.m}^{-3}$ ),  $C_p$  is the specific heat of the material ( $\text{J} \cdot (\text{kg} \cdot \text{K})^{-1}$ ), t is the time (s),  $k_{x,y,z}$  is the thermal conductivity for each direction ( $\text{W} \cdot (\text{m} \cdot \text{K})^{-1}$ ) and  $Q_v$  is the heat generation ( $\text{W} \cdot \text{m}^{-3}$ ).

## 2. Finite Element Method

The Finite Element Method (FEM) is a mathematical analysis that consists of the discretization of a continuous medium in small elements, keeping the same properties of the original medium. These elements are described by differential equations which are solved by mathematical models wherein the desired results are obtained [5].

Some physical phenomena in engineering and science can be described in terms of partial differential equations. In general, solving these equations by classical analytical methods depends to the model complexity and FEM can help the solution by means of approximate results and controlled errors. FEM can also be used to solve engineering problems, such as stress analysis, heat transfer, fluid flow and electromagnetism by computer simulation [6].

To exemplify the FEM basic approach, a plate with a hole is considered where heat balance equations are applied for each element in a refined Finite Element mesh (Figure 2). Although this kind of problem can be solved analytically, partial differential equations solution for a more complex geometry, such as an engine block, is laborious or almost impossible by classical methods and the FEM help or other numerical methods is needed [6].



**Figure 2.** Geometry, Finite Element model and refined mesh.  
adapted from [8]

For linear problems, FEM solution is determined by solving a system of linear equations. The number of unknowns nodal temperature, for instance, is equal to the number of nodes in the discretized domain [7]. In order to get accurate solution, a reasonable number of nodes are usually needed and computers are essential for solving the equations [9]. Generally, the accuracy of the solution improves as the number of elements (and nodes) increases, but the computational costs also increase [9].

For a better model reliability, mesh convergence analysis establishes an operational optimization. Satisfactory results can be reached when stress analysis are constant after a considerable number of nodes during pre-processing stage. In welding, the integral modeling of the process consists of three stages [10]:

- (1) first pre-processing, problem preparation procedure, phase in which the part is modeled, indication of the properties of the materials used, determination of the ideal mesh (type of element) and definition of the boundary conditions;
- (2) second solution, consisting of the steps of assembling the stiffness matrix and the solution of the equations;
- (3) third post-processing, phase in which the results are obtained and analysis of the results.

### 3. FEM applied to welding process optimization

The first step in optimizing the welding process is to identify the inputs and outputs for the simulations. Modeling strategies that simplify the approach are important. Decoupling the thermal and structural phenomena from the process is an important device in GMAW welding. This decoupling allows modeling in two steps. The scheme in Figure 3 illustrates the sequence of the process solution [11].

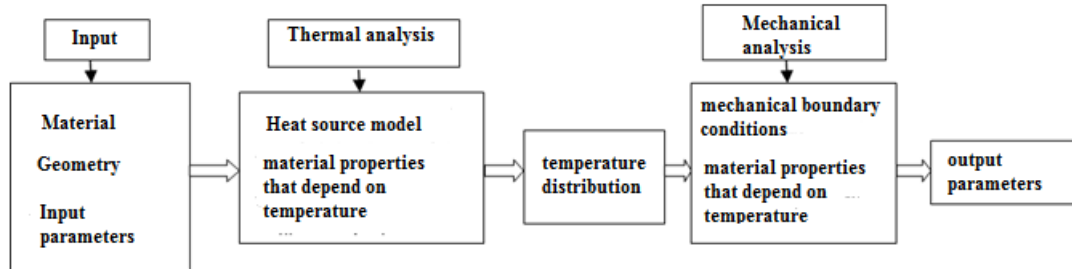


Figure 3. Sequence of the computational solution.

### 4. Multiobjective Genetic Algorithm

The Multiobjective Genetic Algorithm (MOGA) is one of the techniques applied in engineering. It consists in a method of guided random search. It is suitable for solving problems related to multiobjective optimization with the ability to explore regions of the solution space [12].

Multiobjective optimization models generally have conflicting objectives. In the case of welding processes, electric current, voltage and welding velocity normally presents conflicts. As a result, optimized concepts are significantly changed, since a single solution is not capable of being optimal for all objectives simultaneously. In this case, the optimization process results in a selection of responses (not a single solution), which represent the best solutions taking into account the commitment between all objectives. This set of solutions is called Pareto Border ([13], [14] and [15]).

### 5. Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization

Evolutionary Algorithms (EAs) have been widely explored in optimization problems. One of the most important characteristics of EAs is that they make it possible to find optimal or appropriate solutions to a complex problem without using additional information, such as calculating derivatives of functions [16]. Another EAs characteristics is that it has been applied in the solution of multiobjective problems [17].

The first implementation of a Multiobjective Evolutionary Algorithm (MOEA) was proposed by Schaffer (1985). The suggested model was called Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA) which performed modifications in conventional Genetic Algorithm (GA) in order to evaluate each objective separately. However, the proposed method did not obtained an adequate diversity in the solutions along the Pareto border. Some approaches were taken to meet the applications of Genetic Algorithms for multiobjective optimization problems [17].

One of the proposals uses a procedure for ordering solutions based on the concept of dominance ([14], [15]). In this method, the suitability value for a solution  $i$  is proportional to the number of solutions which  $i$  dominates. In this way, non-dominated solutions are emphasized by obtaining more copies in the playlist [16].

In order to keep solutions diversity, the use of a method of sharing was suggested, which allows taking into account the density of solutions in a neighborhood in the search space. Solutions that are better spread across the Pareto border have a better share value [16]. Based on that, a lot of MOEAs models have been proposed [17].

Fundamental differences between MOEAs and traditional AEs is the selection operator which comparison between two solutions is performed based on the concept of Pareto dominance. In some methods, the fitness value is proportional to the dominance of the solution. Other methods use only Pareto dominance and do not calculate the aptitude value based on the dominance level [17].

MOEAs application for multiobjective optimization has three major advantages over other traditional techniques [18]:

- (1) Do not introduce additional parameters in the problem;
- (2) Works directly with a lot of functions using the Pareto dominance concept;
- (3) A diverse set of solutions can be found only in one MOEA running.

MOEA models are classified into two types [19]:

- (1) Non-elitist: are those models that, as their name indicates, do not use any form of elitism in their iterations [20];
- (2) Elitists: these are the models that employ elitism in some way. It selects individual variables in a pragmatic way according to some criterion, whether they come from descendants or parents [21]).

Other methods, such as the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm version II (NSGA II), combine the current population with the previous population to preserve the best solutions of both [20]. Elitism improves the solutions found by a MOEA model [22]. From the work of [23], new models started to incorporate some strategy of elitism.

## 6. Non-dominated Sorting Genetic Algorithm

Proposed by [20], NSGA II is an evolution of the NSGA algorithm suggested in [24]. The basis of the NSGA II selection consists in the ordering of dominance boundaries [20]. NSGA II was proposed considering the need to decrease computational complexity in the non-dominated classification, introduced the elitism and eliminated subjectivity in the attribution of the share parameter [20].

The scheme of the NSGA II algorithm (Figure 4) works with a daughter population (derived from the parent population) created using the crowd tournament selection that consists of comparing two solutions. In order to have an estimate of the density of the solutions that surround a particular solution in the population, the common distance between the anterior and posterior solutions along each objective is calculated. This distance serves as an estimate of the size of the largest cuboid that includes solution  $i$  without including any other solution of the population. A solution  $i$  wins another solution  $j$  if [24]:

- (1) solution  $i$  has a better rank, then,  $r_i < r_j$ ;

- (2) both solutions have the same rank, but  $i$  have a better distance than  $j$ , then,  $r_i = r_j$  and  $d_i > d_j$ .

After selection, recombination and mutation are performed as in the conventional Genetic Algorithms. The two sets (father and son of the same dimension) are united in a single population (dimension 2) and the non-dominated classification is applied on dominance fronts. In this way, elitism is guaranteed, preserving the best solutions (non-dominated fronts) in the later population [24].

However, not all fronts can be included in the new population. Thus, a method called crowd distance (Figure 5), which combines the fronts not included in the set, to compose the last spaces of the current population, guaranteeing the diversity of the population [24].

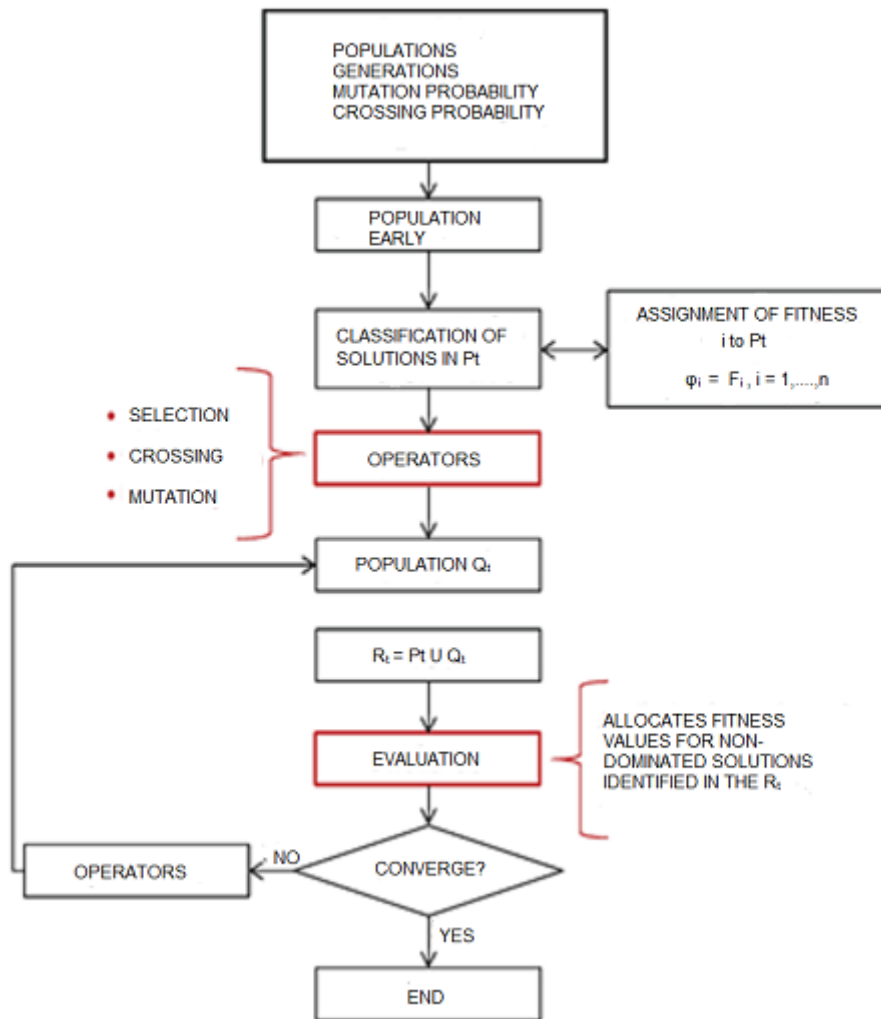
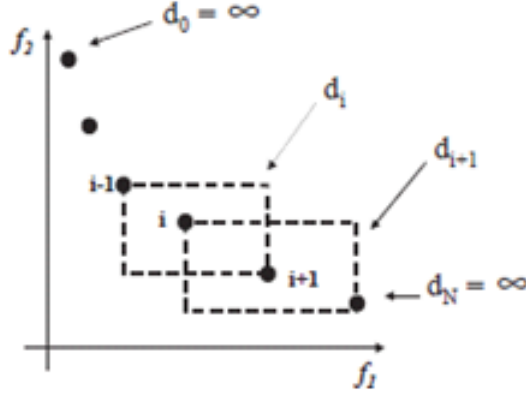


Figure 4. NSGA II workflow [24]





**Figure 5.** NSGA II crowd distance calculation.  
[24]

## 7. Materials and method

The general optimization process based on the integrated FEM-NSGA II technique, used in this work, is represented in Figure 6.

GMAW welding process was chosen for the simulations. High temperature gradients that exist between the melt pool region and the regions furthest from the material cause a marked change in property values from the system, causing residual stresses and deformations. The main properties of ASTM A36 steel, which is the material used for the simulations, are shown in the Table 1. The properties of this steel were extracted from [25].

**Table 1.** ASTM A36 steel mechanical properties [25]

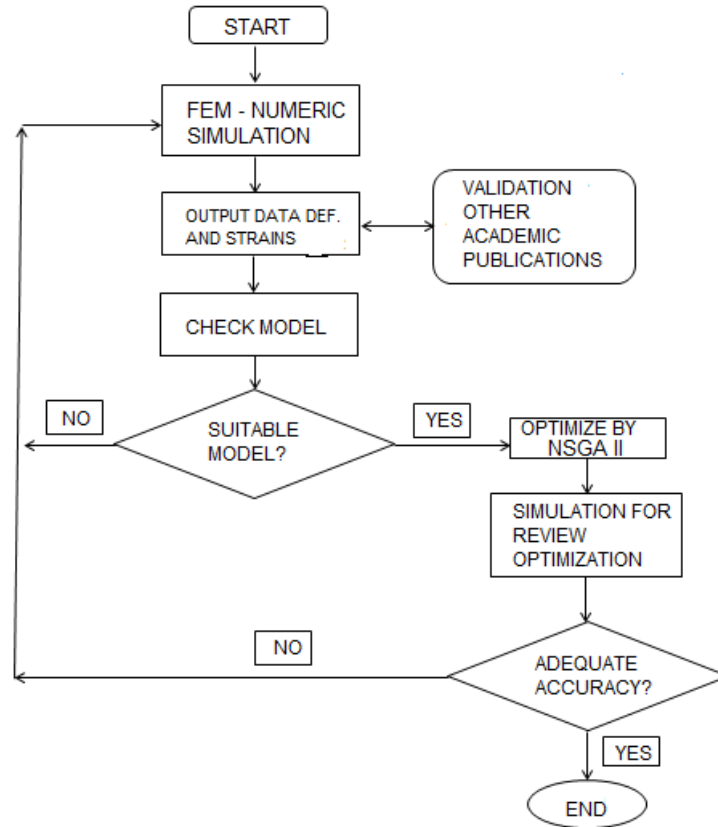
Parameters	Value
Poisson's ratio ( $\nu$ )	0.28
Flow tension $\sigma_e$ (MPa)	246
Modulus of elasticity E (GPa)	210
$\rho$ (kg/m <sup>3</sup> )	7850

For welding simulations, a T-joint was modeled in the commercial software Solid Works. Tjoint dimensions are shown in Figure 7.

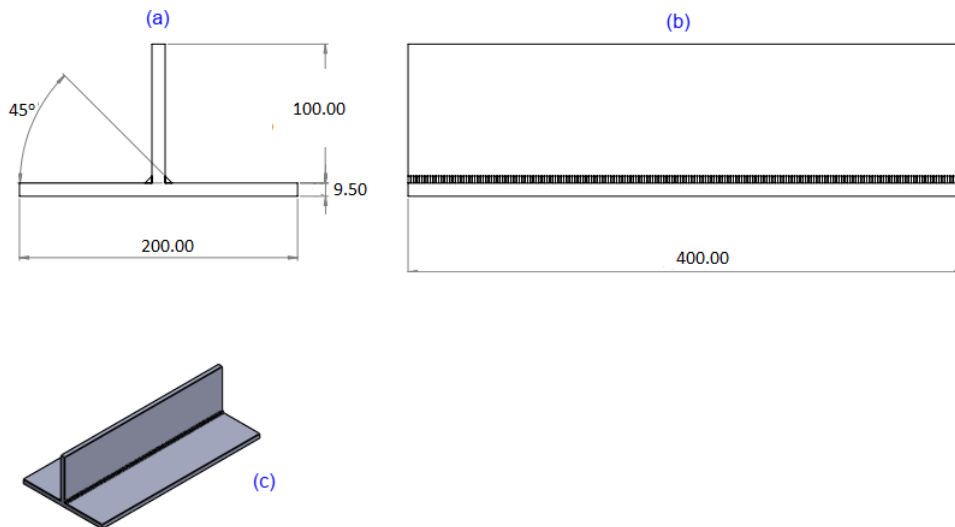
Thermal and structural analysis were performed by using the software ANSYS 14.5. The model generated a mesh with a second order tetrahedral elements containing 20747 nodes and 7288 elements as shown in the Figure 8.

For the mesh convergence analysis and simulations, it was used a clamping face according to Figure 9 which also presents the location of the probe stress used for the mesh convergence analysis.

The reference values modified as input parameters of the welding process were established by [26] and they are presented in Table 2.



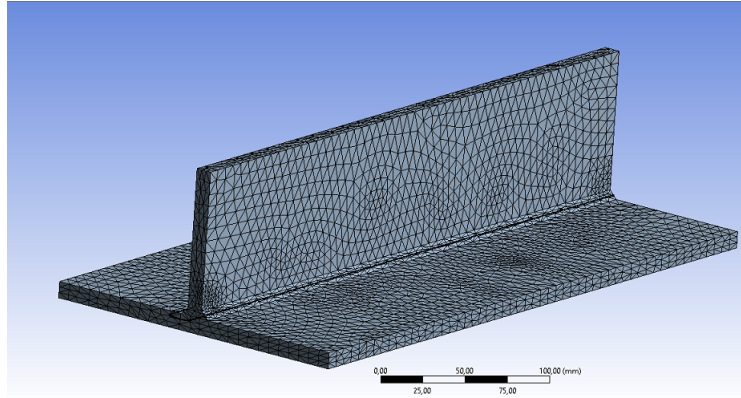
**Figure 6.** FEM integrated NSGA II for welding process optimization



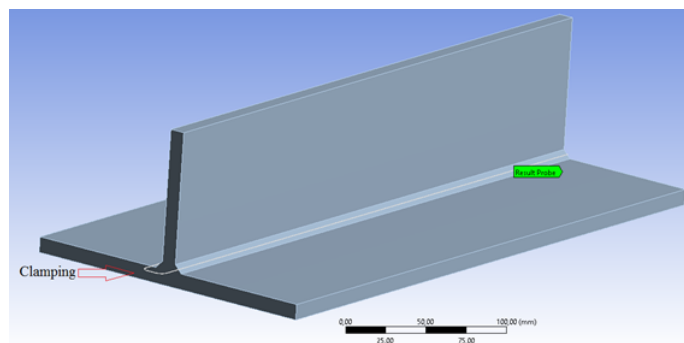
**Figure 7.** (a) T-joint cross section, (b) side view, (c) three-dimensional section.

### 7.1. Heat source and temperature distribution model

A temperature transient numerical model was created for the simulations. For this step, it was necessary to insert values in a transient thermal plug-in to the FEM



**Figure 8.** Finite Element mesh isometric view.



**Figure 9.** Clamping model face and probe stress location.

**Table 2.** Welding input data  
(Modified from [26])

Parameters	Value
Electric current (A)	110
Voltage (V)	20
Welding speed (mm/s)	10
Thermal efficiency	0.85

commercial software. Thermal engineering data used in the simulations are presented in Table 3.

**Table 3.** Thermal engineering data  
(Modified from [26])

Parameters	Value
Nominal heat $Q_{nom.}$ (W)	1938
Thermal conductivity (W/m)	60.5
Specific heat (J/kg)	434

For the initial welding process modeling, values were considered according to Table 4. The values of random heat flow and welding speed were established according to Table 2

**Table 4.** Initial welding process setup (Modified from [26]).

Parameters	Value
Room temperature ( $^{\circ}\text{C}$ )	22
Total welding time (s)	variable
Welding speed (mm/s)	10
Emissivity	0.45
Convection coefficient ( $\text{W}/\text{mm}^2\text{ }^{\circ}\text{C}$ )	0.01

## 7.2. MOGA - NSGA II optimization for welding process

The first step for MOGA - NSGA II welding optimization process simulations via FEM was to edit a XML file. It was modified in order to create new parameters of time, power and welding velocity. A Python code was used to edit the system control and set the parameters. In the commercial software APDL file, Python and XML files were linked. In the second step, a simulation file for Thermal Analysis was created, adding random power and velocity which obtained the temperature and time curves. The third step was to perform the Structural Analysis based on temperature and time. The fourth step was to define the parameters of the input limits for the optimization process, having as reference [28] according to Table 5.

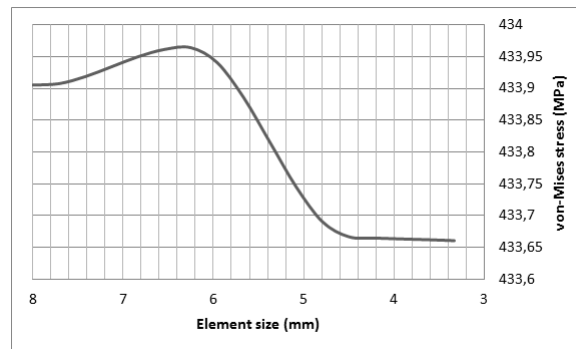
**Table 5.** Boundaries for MOGA - NSGA II optimization.

Parameters	limits	
	lower	upper
Power intensity of the mobile heat flow ( $\text{W}\cdot\text{mm}^{-2}$ )	5	200
Moving heat flow speed ( $\text{mm}\cdot\text{s}^{-1}$ )	5	15

The last step was to run the MOGA - NSGA II optimization process which objective was to minimize plate's maximum displacement after welding process ( $< 2\text{ mm}$ ) and also the maximum x-direction normal stress ( $< 600\text{ MPa}$ ), considering the material ASTM A36 steel melting range between  $1426^{\circ}\text{C}$  and  $1538^{\circ}\text{C}$ .

## 8. Results and discussion

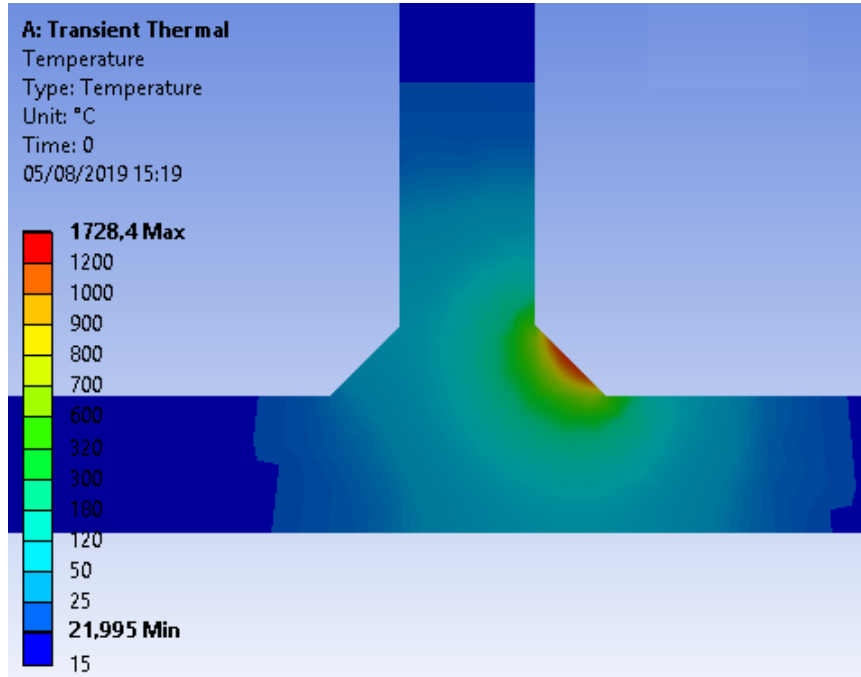
Mesh convergence analysis results is presented in Figure 10.



**Figure 10.** Mesh convergence analysis graph.

It is noted in the mesh convergence analysis graph (Figure 10) that the model

started stabilization around 4.5 mm element size. After previous simulations, melted zone achieved in the first fillet as shown in Figure 11.



**Figure 11.** Simulated casting area for the first fillet.

Temperature fields in the isotherms form is shown in Figures 12 and 13 at some time points, where the welding of the first and second fillets occurred, respectively. It is noted that there is an ellipsoidal temperature field, which is coherent with a melting pool that moves along the Z axis at times 109.64 s and 140.09 s, where the intermediate cooling occurred. Between times 261.90 s and  $t = 292.36$  s, final cooling occurred and it is possible to observe that the heat flow propagates in the region with high temperature fields, where the welding ended, towards the cooler regions.

Deformation fields are shown in Figure 14. Figure 15 shows the x-direction normal stress distribution along the welded plates after simulations, considering optimized values for the moving heat flux power intensity ( $56.6 \text{ W}\cdot\text{mm}^{-2}$ ) and welding velocity ( $14.0 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ).

## 9. Optimization results

In order to achieve MOGA - NSGA II results, Design of Experiments was used and it generated a Matrix of Experiments based on the Response Surface Optimization system (Table 6).

The initial configuration generated 300 samples per iteration and it found 7 candidates in a maximum of 90 iterations. Results converged after 1837 evaluations. Figures 16 to 20 present the graphs for the converged inputs data (Moving Heat Flux Velocity and Power Intensity) and also for the outputs data (Temperature, x-direction normal stress and Maximum Deformation), respectively.

Considering graph results showed in Figure 16, it is noted that moving heat flux velocity after optimization process values tended to stabilized around  $14 \text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$  and

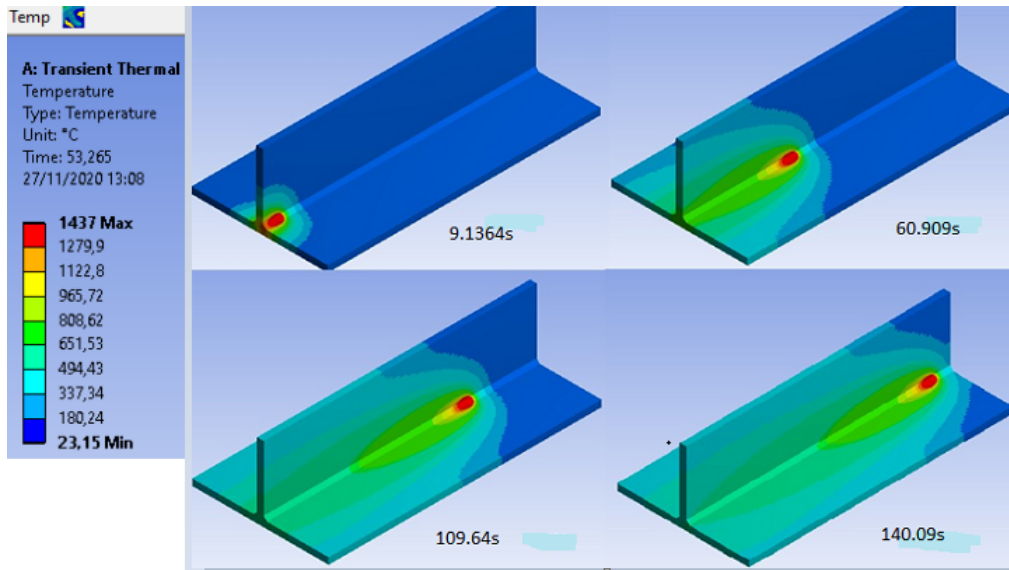


Figure 12. Temperature field during the welding of the first fillet and subsequent final cooling.

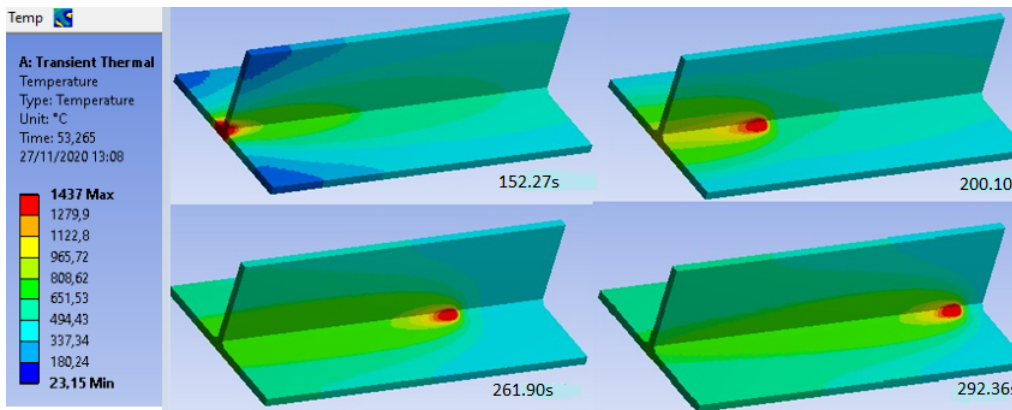


Figure 13. Temperature field during the welding of the second fillet and subsequent final cooling.

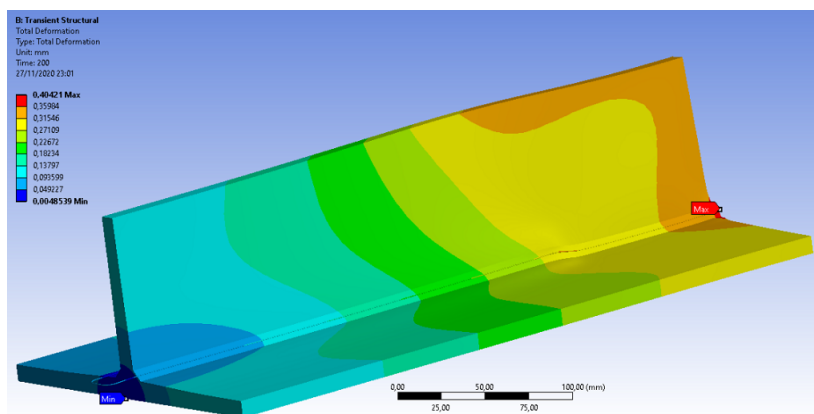
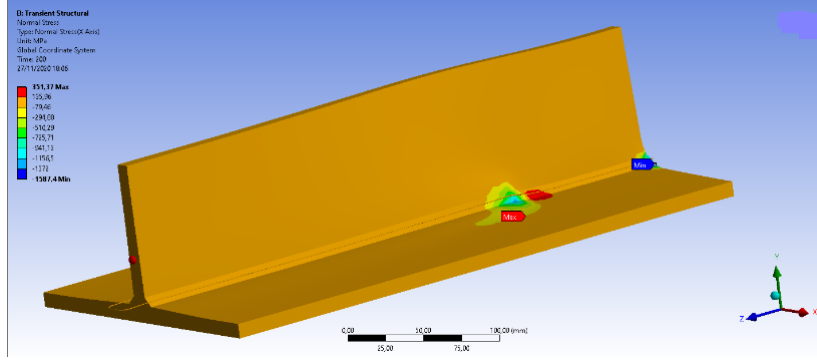


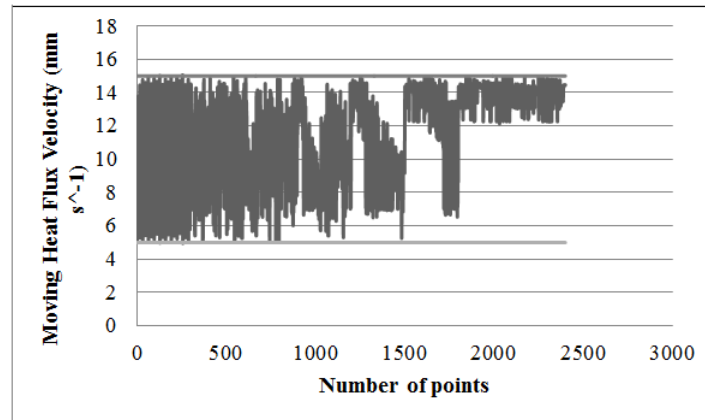
Figure 14. Deformation fields.



**Figure 15.** Direction normal stress optimization.

**Table 6.** Design of Experiments used for MOGA - NSGA II welding optimization.

Moving Heat Flux Source Power Intensity ( $\text{W}\cdot\text{mm}^{-1}$ )	Moving Heat Flux Velocity ( $\text{mm}\cdot\text{s}^{-1}$ )	Temperature Maximum ( $^{\circ}\text{C}$ )	Total Deformation (mm)	X-direction Normal Stress Max ( $\text{MPa}$ )
102.5	10	2629.6	0.74815	636.22
5	10	149.2	0.036659	30.826
200	10	5110.1	14.552	1692.8
102.5	5	2786.1	0.85937	1202.6
102.5	15	2577	0.74015	621.74
5	5	156.83	0.042041	58.187
200	5	5415.3	16.787	2365.9
5	15	146.63	0.036416	30.235
200	15	5007.3	1.449	1530.5



**Figure 16.** Moving heat flux velocity optimization.

Moving Heat Flux Power Intensity (Figure 17) achieved values around  $56.6 \text{ W}\cdot\text{mm}^{-2}$  after optimization. Those values are between the boundaries established at the initial optimization process. Sun and Wu [27] found Moving Heat Flux Power Intensity values for GMAW process between  $30$  and  $40 \text{ W}\cdot\text{mm}^{-2}$  considering welding velocity of  $430 \text{ mm}\cdot\text{min}^{-1}$  ( $7.16 \text{ mm}\cdot\text{s}^{-1}$ ).

Maximum temperature optimized value achieved  $1426 \text{ }^{\circ}\text{C}$  (Figure 18), which was the lower boundary established for initial conditions. Optimized x-direction normal stress achieved value around  $280 \text{ MPa}$  (Figure 19), which was coherent with values found

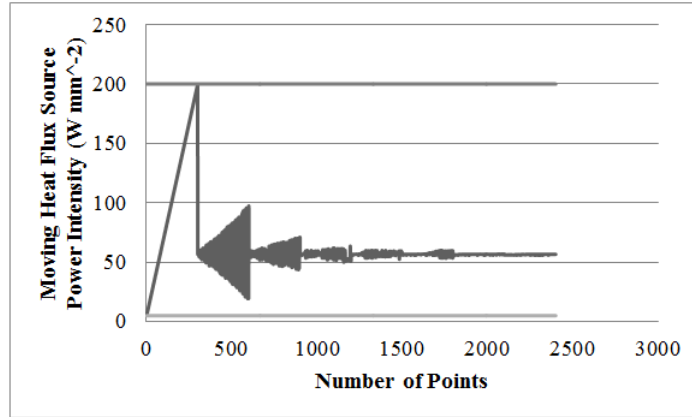


Figure 17. Moving heat flux source power intensity optimization.

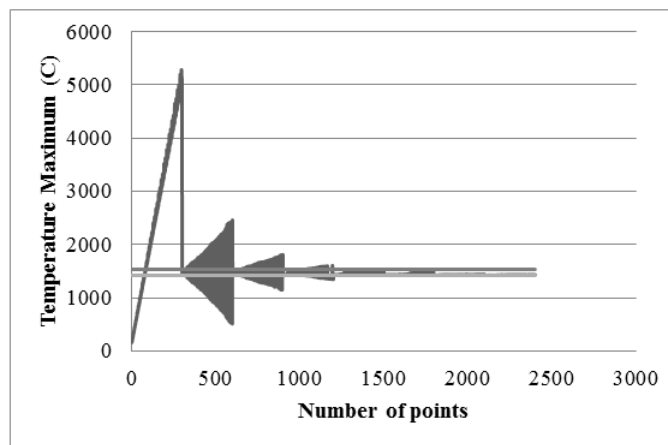


Figure 18. Melting temperature optimization.

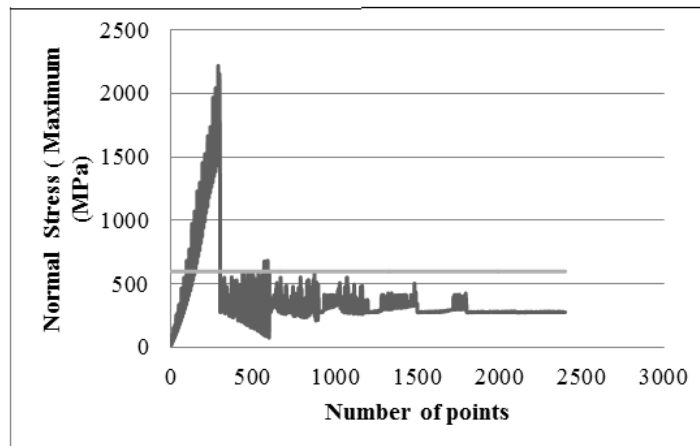
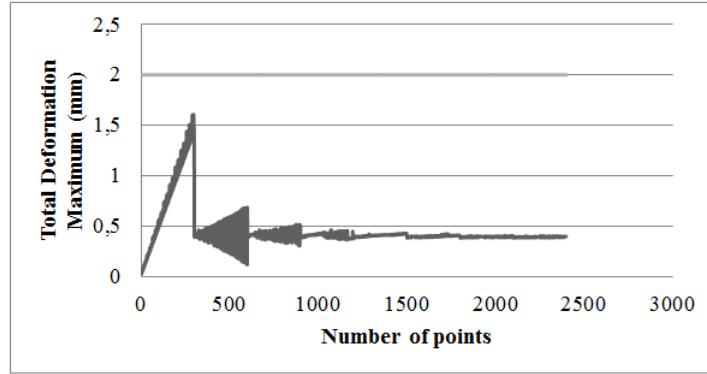


Figure 19. X-direction normal stress optimization.

in literature for the same simulated material used in this work, such as [28]. Finally





**Figure 20.** Total deformation optimization.

maximum deformation optimized value found in this work (0.4 mm) was below that established for upper boundary (Figure 20).

## 10. Conclusions

This work intended to apply optimization tools in order to predict stress and deformation values from GMAW welding process based on ASTM A36 T-joint welding part. MOGA NSGA II together with MEF were used to adjust welding process parameters such as moving heat flux power intensity and welding velocity. Based on the obtained results, it can be concluded that: • Multi-Objective Genetic Algorithm coupled to inverse numerical simulations via FEM can be used for welding processes. • Optimized welding velocity and heat flux power intensity values were between the boundaries established at the initial optimization process. • Temperature and x-direction normal stress optimized showed values close to that found in literature for the same simulated material in this work. • Maximum deformation optimized value found in this work was acceptable considering the imposed welding condition. Based on the that, it can be concluded that MOGA together with Finite Element inverse analysis has potential to be used in industry as a parameter for decision making for welding inputs variable, such as arc voltage, welding current and velocity. This can be considered a technological advance since a lot of configurations of experiments can be avoiding by using numerical simulation together with optimization.

## 11. Disclosure statements

No potential conflict of interest was reported by the authors.

## 12. References

### References

- [1] Alves, Valtair de Jesus, Desenvolvimento de envelopes operacionais para processo MIG/MAG robotizado com diferentes gases de proteção, Alves, Valtair de Jesus, 2009
- [2] Machado, Ivan Guerra, Soldagem & técnicas conexas: processos, 1996, Ed. do Autor
- [3] Bezerra, Alexandre Campos and Rade, Domingos Alves, Análise Térmica do Processo de Soldagem TIG via Elementos Finitos, Simpósio do Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica-Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG, 2004
- [4] Romero, Jesus Toledo, GengisSaha, Baidya. (2016). Deformation And Residual Stress Based MultiObjective Genetic Algorithm For Welding Sequence Optimization. *Research in Computing Science*. 132. 155–179. 10.13053/rcs132112.
- [5] Van Nguyen, Dang and Li, Jing-Rebecca and Grebenkov, Denis and Le Bihan, Denis, A finite elements method to solve the Bloch–Torrey equation applied to diffusion magnetic resonance imaging, *Journal of Computational Physics*, 263, 283–302, 2014, Elsevier
- [6] Jacob, F. Ted, B.A First course in finite elements. [S.l.]: Wiley, 2007.
- [7] Belytschko, J. F. T.A First Course in Finite Elements. [S.l.: s.n.], 2007. 13 p.
- [8] Rabczuk, Timon Belytschko, T. A threedimensional large deformation meshfree method for arbitrary evolving cracks. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, v. 196, n. 2930, p. 27772799, 2007.
- [9] Fish, J.A First Course in Finite Elements. [S.l.: s.n.], 2007. 13 p.
- [10] Pradhan, S. et al. Micromachining performance assessment of tibased biomedical alloy: A finite element case study. In: *Biomanufacturing*. [S.l.]: Springer, 2019. p. 157–183.
- [11] Ueda, Y. Murakawa, H. MA, N.Welding deformation and residual stress prevention. [S.l.]: Elsevier, 2012.
- [12] Zolpakar, N. et al. Application of multiobjective genetic algorithm (moga) optimization inmachining processes. In: [S.l.: s.n.], 2019. p. 1–15.
- [13] Coello, C. A. C. Pulido, G. T. Lechuga, M. S. Handling multiple objectives withpar ticle swarm optimization. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, IEEE, v. 8, n. 3, p. 256–279, 2004.
- [14] Ferreira. Estudo comparativo de modelos e técnicas para otimização de portfólios comre strição de cardinalidade. Departamento de Matemática. Universidade Federal de Minas-Gerais, p. 262–301, 2007, 2018.
- [15] Takahashi, R. Otimização escalar e vetorial, volume 3: Otimização vetorial. Notas deaula. Departamento de Matemática. Universidade Federal de Minas Gerais, p. 262–301, 2007.
- [16] Goldberg, D. E. Holland, J. H. Genetic algorithms and machine learning. KluwerAca demic PublishersPlenum Publishers Kluwer Academic Publishers . . . , 1988.
- [17] Ticona, W. G. C. Delbém, A. C. B. Algoritmos evolutivos para otimização multiobjetivo. Relatório técnico. Notas Didáticas do ICMC USP, v. 76, 2008.
- [18] Coello, C. A. C. C. Pulido, G. T. A microgenetic algorithm for multiobjectiveoptimiza tion. In: *SPRINGER. International conference on evolutionary multicriterion optimiza tion*. [S.l.], 2001. p. 126–140.
- [19] Deb, K. et al. Scalable multiobjective optimization test problems. In: *IEEE. Proceedings ofthe 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600)*. [S.l.], 2002. v. 1, p. 825–830.
- [20] Deb, K. et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsgaii. *IEEE transac tionson evolutionary computation*, IEEE, v. 6, n. 2, p. 182–197, 2002.
- [21] Sastry, K. Goldberg, D. Kendall, G. Genetic algorithms. In: *Search methodologies*. [S.l.]: Springer, 2005. p. 97–125.
- [22] Zitzler, E. Deb, K. Thiele, L. Comparison of multiobjective evolutionary algo rithms: Empirical results. *Evolutionary computation*, MIT Press, v. 8, n. 2, p. 173–195, 2000.

- [23] Srinivas, N. Deb, K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms. *Evolutionary computation*, MIT Press, v. 2, n. 3, p. 221–248, 1994.
- [24] Barbosa, A. M. Ribeiro, L. d. C. Arantes, J. d. O. Algoritmo genético multiobjetivo: Sistema adaptativo com elitismo. *Citado*, v. 2, p. 16, 2010.
- [25] Hong, J. Tsai, C. Dong, P. Assessment of numerical procedures for residual stress analysis of multipass welds. *WELDING JOURNAL NEW YORK, AMERICAN WELDING SOC*, v. 77, p. 372s, 1998.
- [26] Verde, S. Análise Numérica e Experimental de Tensões e Deformações Residuais em Junta T com Soldas de Filete. *Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal da Bahia*, 2014.
- [27] Sun, J Wu, C.S.. (2000). Effects of welding heat input on microstructure and hardness in heat affected zone of HQ130 steel. *Modelling and Simulation in Materials Science and Engineering*. 9. 25. 10.1088/09650393/9/1/303.
- [28] Sun, J. Wu, C. Effects of welding heat input on microstructure and hardness in heat affected zone of hq130 steel. *Modelling and Simulation in Materials Science and Engineering*, IOP Publishing, v. 9, n. 1, p. 25, 2001.