

ESCOLA POLITÉCNICA DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

ROBERTO ZONZINI BOCABELLO

DESENVOLVIMENTO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA
PARAMETRIZAÇÃO DE FORNO DE TRATAMENTO TÉRMICO DE
SOLUBILIZAÇÃO DE LIGA AlCuSiSn

São Paulo

2008

ROBERTO ZONZINI BOCABELLO

DESENVOLVIMENTO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA
PARAMETRIZAÇÃO DE FORNO DE TRATAMENTO TÉRMICO DE
SOLUBILIZAÇÃO DE LIGA AlCuSiSn

São Paulo

2008

ROBERTO ZONZINI BOCABELLO

DESENVOLVIMENTO DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA
PARAMETRIZAÇÃO DE FORNO DE TRATAMENTO TÉRMICO DE
SOLUBILIZAÇÃO DE LIGA AlCuSiSn

Trabalho de formatura apresentado à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo

Área de Concentração:

Engenharia Metalúrgica

Orientador: Prof. Dr. Ronald Lesley Plaut.

São Paulo

2008

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a todos os profissionais que utilizam redes neurais artificiais na aplicação em processos metalúrgicos.

AGRADECIMENTOS

Ao professor Ronald Lesley Plaut, pela orientação e pela atenção. Ao Engenheiro Paulo Roberto Vieira de Moraes pelos ensinamentos e pela paciência durante meu aprendizado.

A todos meus colegas da Mahle Metal Leve pelo apoio e amizade. Principalmente para Pedro Toyoda, Heitor Urfali, Mauricio Santos, Luiz Gameiro e Nilton Emerenciano, pela intensa ajuda e pela troca de idéias constante.

À minha namorada, Priscila Piestun Branco, pela paciência, compreensão e revisão durante a elaboração deste trabalho.

À minha família que sempre me apoiou e incentivou nestes anos.

A todos os meus amigos, em especial para Tiago Michele, Marinês Miyamura e Luiz Medina, pelos momentos de alegria vividos.

RESUMO

Este trabalho visa iniciar o desenvolvimento de uma rede neural artificial (RNA) para parametrizar um forno de tratamento térmico de solubilização em liga AlCuSiSn. Desenvolver uma RNA que apresente resultados próximos aos dados experimentais indica a possibilidade concreta de padronizar e prever o comportamento do forno. Para isso, buscou-se obter dados reais de produção provenientes do estudo de parametrização do forno. O relatório apresenta ser possível o desenvolvimento de uma rede neural satisfatória, necessitando apenas de refinamento através da introdução de novos dados experimentais.

Palavras-chave: RNA. Solubilização. Alinhamento de Sn. Dureza de liga. NeuroSolutions. Multilayer Perceptron.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Localização da bronzina em uma biela.	4
Figura 2: Esquema de uma bronzina bimetálica.	4
Figura 3: Exemplo de co-laminação do alumínio ao aço.	7
Figura 4: Exemplo de engripamento em uma bronzina bimetálica.	9
Figura 5: Seqüência de precipitação de ligas Al-Cu.	10
Figura 6: Esquema do tratamento térmico de solubilização e precipitação em ligas de Al-Cu.	11
Figura 7: Organização em camadas.	14
Figura 8: Foto representativa do forno secundário.	18
Figura 9: Perfil do forno secundário (corte transversal).	18
Figura 10: Perfil do forno principal (corte longitudinal).	19
Figura 11: Foto representativa do termopar viajante preso à tira líder.	20
Figura 12: Gráfico demonstrativo dos perfis térmicos do forno e das tiras nas respectivas velocidades.	20
Figura 13: Gráfico demonstrativo das amostras, em diferentes velocidades.	22
Figura 14: Metalografia de corpos de prova embutidos em baquelite apresentam alinhamento de Sn.	23
Figura 15: Gráfico dos valores de dureza de liga encontrados para todas as espessuras e velocidades.	24
Figura 16: Variação na dureza antes do forno e acabada.	26
Figura 17: Efeito do tratamento térmico na "quebra" dos alinhamentos de Sn.	26
Figura 18: Curvas de distribuição normal para OP 1.	27
Figura 19: Curvas de distribuição normal para OP 2.	28
Figura 20: Curvas de distribuição normal para OP 3.	28
Figura 21: Curvas de distribuição normal para OP 4.	29
Figura 22: Curvas de distribuição normal para OP 5.	30
Figura 23: Curvas de distribuição normal para OP 6.	32
Figura 24: Curvas de distribuição normal para OP 7.	35
Figura 25: Definição das variáveis de entrada e saída do programa.	38
Figura 26: Parte da planilha utilizada na criação da rede neural.	39

Figura 27: Coleta e separação de dados de entrada e saída.....	40
Figura 28: Classificação por cores dos grupos selecionados.....	41
Figura 29: Modelos neurais fornecidos pelo programa.	42
Figura 30: Índice de confiabilidade (fator r) para todos os modelos neurais (Alinhamento de Sn).....	42
Figura 31: Esquema da MLP.....	43
Figura 32: Rede construída (MLP).	43
Figura 33: Curvas de treino e validação.....	44
Figura 34: Gráfico demonstrativo da curva experimental e calculada pela rede neural (alinhamento de Sn).	44
Figura 35: Alinhamento de Sn calculado pela rede X valores de produção.	45
Figura 36: Sensibilidade das variáveis de entrada em relação ao AlSn S.	46
Figura 37: Efeito da espessura de entrada sobre o alinhamento de Sn de saída.	46
Figura 38: Efeito da velocidade de entrada sobre o alinhamento de Sn de saída.....	47
Figura 39: Efeito do teor de Sn da liga sobre o alinhamento de Sn de saída.....	47
Figura 40: Efeito do teor de Si da liga sobre o alinhamento de Sn de saída.....	47
Figura 41: Efeito do teor de Cu da liga sobre o alinhamento de Sn de saída.	48
Figura 42: Efeito da temperatura da Zona 1 sobre o alinhamento de Sn de saída. ..	48
Figura 43: Efeito da temperatura da Zona 2 sobre o alinhamento de Sn de saída. ..	48
Figura 44:: Efeito da temperatura da Zona 3 sobre o alinhamento de Sn de saída.	49
Figura 45: Efeito da temperatura da Zona 4 sobre o alinhamento de Sn de saída. ..	49
Figura 46: Efeito da temperatura da Zona 5 sobre o alinhamento de Sn de saída. ..	49
Figura 47: Efeito da temperatura da Zona 6 sobre o alinhamento de Sn de saída. ..	50
Figura 48: Efeito da temperatura da Zona 6 sobre o alinhamento de Sn de saída. ..	50
Figura 49: Efeito do alinhamento de Sn de entrada sobre o alinhamento de Sn de saída.	50
Figura 50: Planilha representativa da separação de variáveis.	51
Figura 51: Índice de confiabilidade (fator r) para todos os modelos neurais (dureza de liga).	52
Figura 52: Curvas de treino e validação.....	52
Figura 53: Gráfico demonstrativo das curvas experimental e calculada pela rede neural (Dureza de liga).....	53
Figura 54: Dureza de liga calculada pela rede vs. Valores experimentais.....	54

Figura 55: Sensibilidade de cada variável de entrada em relação à saída (Liga S).....	55
Figura 56: Efeito da espessura de entrada sobre a dureza de liga de saída.	55
Figura 57: Efeito da velocidade de entrada sobre a dureza de liga de saída.	55
Figura 58: Efeito do teor de Sn sobre a dureza de liga de saída.....	56
Figura 59: Efeito do teor de Si sobre a dureza de liga de saída.....	56
Figura 60: Efeito do teor de Cu sobre a dureza de liga de saída.	56
Figura 61: Efeito da temperatura de Zona 1 sobre a dureza de liga de saída.....	57
Figura 62: Efeito da temperatura de Zona 2 sobre a dureza de liga de saída.....	57
Figura 63: Efeito da temperatura de Zona 3 sobre a dureza de liga de saída.....	57
Figura 64: Efeito da temperatura de Zona 4 sobre a dureza de liga de saída.....	58
Figura 65: Efeito da temperatura de Zona 5 sobre a dureza de liga de saída.....	58
Figura 66: Efeito da temperatura de Zona 6 sobre a dureza de liga de saída.....	58
Figura 67: Efeito da temperatura de Zona 7 sobre a dureza de liga de saída.....	59
Figura 68: Efeito da dureza de liga de entrada sobre a dureza de liga de saída.....	59
Figura 69: Efeito da espessura de saída sobre dureza de liga de saída.....	59
Figura 70: Planilha envolvendo ambas as variáveis de saída.	60
Figura 71: Índices de confiabilidade (fator r) para ambas as variáveis de saída.....	61
Figura 72: Curvas de treino e validação para ambas variáveis de saída.	62
Figura 73: Índices de confiabilidade para ambas as variáveis de saída.....	62
Figura 74: Valores calculados pela rede vs. Dados experimentais (Dureza de liga - Ambas as variáveis).....	63
Figura 75: Valores calculados pela rede vs. Dados experimentais (Alinhamento de Sn - Ambas as variáveis).....	63
Figura 76: Sensibilidade das variáveis de entrada sobre ambas as variáveis de saída.	64
Figura 77: Efeito da espessura de entrada sobre ambas as variáveis de saída.	65
Figura 78: Efeito da velocidade de entrada sobre ambas as variáveis de saída.....	65
Figura 79: Efeito do teor de Sn sobre ambas as variáveis de saída.	65
Figura 80: Efeito do teor de Si sobre ambas as variáveis de saída.....	66
Figura 81: Efeito do teor de Cu sobre ambas as variáveis de saída.	66
Figura 82: Efeito da temperatura da Zona 1 sobre ambas as variáveis de saída.....	66
Figura 83: Efeito da temperatura da Zona 2 sobre ambas as variáveis de saída.....	67
Figura 84: Efeito da temperatura da Zona 3 sobre ambas as variáveis de saída.....	67

Figura 85: Efeito da temperatura da Zona 4 sobre ambas as variáveis de saída.....	67
Figura 86: Efeito da temperatura da Zona 5 sobre ambas as variáveis de saída.....	68
Figura 87: Efeito da temperatura da Zona 6 sobre ambas as variáveis de saída.....	68
Figura 88: Efeito da temperatura da Zona 7 sobre ambas as variáveis de saída.....	68
Figura 89: Efeito do alinhamento de Sn de entrada sobre ambas as variáveis de saída.	69
Figura 90: Efeito da dureza de liga de entrada sobre ambas as variáveis de saída.	69
Figura 91: Efeito da espessura de saída sobre ambas as variáveis de saída.....	69
Figura 92: Diferença entre valores de saída experimentais e calculados pela RNA.....	77

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Composição química da liga de Al-Sn estudada no relatório.	8
Tabela 2: Grupo de amostras testadas com suas respectivas velocidades.	21
Tabela 3: Alinhamento de Sn nas amostras antes e depois do tratamento térmico..	24
Tabela 4: Ordens de produção e suas características.	25

SUMÁRIO

1. Bronzinas	3
1.1. Introdução	3
1.2. Propriedades necessárias as bronzinas bimetálicas	5
1.3. Fabricação de bronzinas bimetálicas	6
1.4. Influência dos elementos de liga em bronzinas bimetálicas.....	8
1.4.1. Efeito do Estanho	8
1.4.2. Efeito do Silício	9
1.4.3. Efeito do Cobre.....	9
1.5. Endurecimento por Deformação	12
2. Redes Neurais Artificiais	13
2.1. Introdução	13
2.2. Coleta de dados e separação em conjuntos.....	15
2.3. Configuração de rede.....	15
2.4. Treinamento.....	16
2.5. Teste.....	16
3. Estudo do Forno.....	17
3.1. Objetivo.....	17
3.2. Materiais e Métodos.....	19
3.2.1. Perfis Térmicos.....	19
3.2.2. Amostragem	21
3.2.3. Testes com produção	24
4. Estudo dos modelos neurais.....	37
4.1. Objetivo.....	37
4.2. Materiais e métodos.....	37

4.2.1.	Alinhamento de Sn como variável de saída.....	40
4.2.2.	Dureza de liga como variável de saída	51
4.2.3.	Alinhamento de Sn e dureza de liga como variáveis de saída.....	60
5.	Análise e discussão dos resultados	70
5.1.	Alinhamento de Sn.....	70
5.2.	Dureza de liga.....	72
5.3.	Ambas as variáveis de saída	73
6.	Conclusões	76
	Bibliografia	78

1. Bronzinas

1.1. Introdução

Bronzinas são peças cuja função é suportar o carregamento de um eixo, como por exemplo, o de um motor a explosão, aumentando sua eficiência, além de aumentar a vida dos componentes. Como o carregamento pode ser radial ou axial, torna-se necessário o uso de mancais com flanges ou arruelas de encosto. Na eventualidade do rompimento do filme de óleo entre o virabrequim e a bronzina, essa última farsa a lubrificação de emergência até a recuperação do filme de óleo.¹

Para melhor explicar esse conceito, tem-se a definição de mancal. O mancal é um elemento de máquina utilizado entre duas peças rígidas. A sua função especial é separar as peças evitando o contato entre elas. Um mancal geralmente possui um fluido lubrificante que é inserido entre as peças rígidas. No caso em que haja movimento relativo entre ambas, a finalidade do mancal é, também, de substituir o atrito seco pelo atrito viscoso no fluido lubrificante, diminuindo a temperatura de funcionamento, o desgaste e o atrito da superfície das peças rígidas.

^{2 3}
,

As bronzinas podem ser divididas pelo critério estrutural como segue:

- Monometálicas – feitas de um único material;
- Bimetálicas – composta de duas camadas de materiais, geralmente uma tira de aço recoberta com uma tira de alumínio;
- Trimetálicas – compostas de três materiais, sendo semelhante às bimetálicas, diferindo de uma camada adicional eletrodepositada.

Neste relatório será estudado somente o tratamento térmico para bronzinas bimetálicas, de aço e alumínio, não sendo abordadas aqui, entre outras, as bronzinas de aço e bronze. Na Figura 1, observa-se a montagem de uma bronzina em uma biela. Na Figura 2, pode-se observar esquematicamente as diferentes camadas presentes em uma bronzina bimetálica.



Figura 1: Localização da bronzina em uma biela.

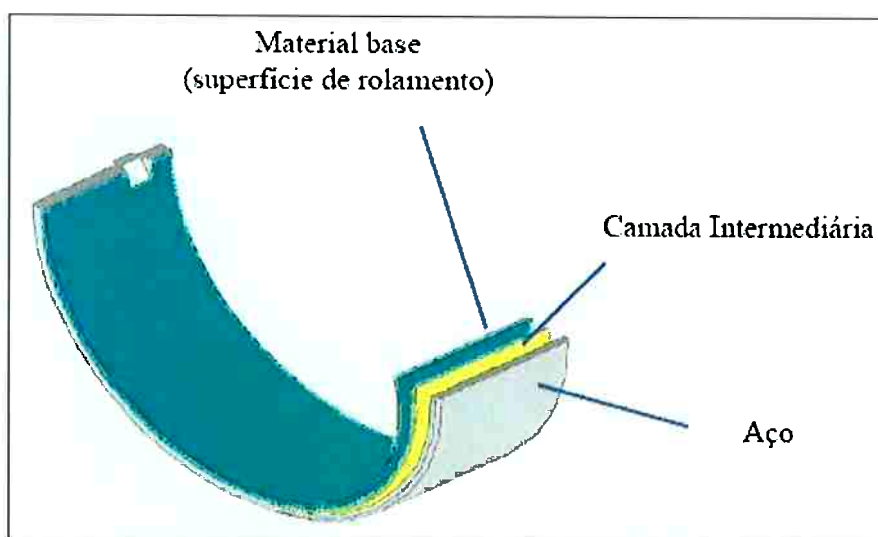


Figura 2: Esquema de uma bronzina bimetálica.

O desempenho destas peças depende das propriedades e da espessura da liga de alumínio, chamada também de camada de rolamento. Depende também da

resistência e estabilidade dimensional do aço, responsável pela parte estrutural da peça.

1.2. Propriedades necessárias as bronzinas bimetálicas

- Resistência à fadiga: capacidade resistir a camadas cíclicas que o mancal absorve do motor;
- Conformabilidade: permitir que o mancal se acomode no eixo compensando algum desalinhamento ou forma irregular de algumas partes desse conjunto;
- Compatibilidade: resistir à adesão com o material do eixo, sob condições de contato direto, interfacial;
- Resistência ao desgaste: manter estabilidade dimensional da superfície de contato do mancal por todo o tempo de vida do motor;
- Resistência à cavitação, erosão: resistir à implosão de bolhas de vapor resultado da queda de pressão do óleo da superfície do mancal.⁴

A escolha da liga para uma bronzina seja ela central ou de biela, depende das condições do filme de óleo. Caso este possua grande espessura, deve-se atentar à resistência a fadiga da liga utilizada na bronzina. Caso contrário, isto é, quando se observa uma camada de óleo com pequena ou inexistente espessura, deve-se buscar observar a compatibilidade ou a habilidade de a bronzina resistir a um ocasional contato com o eixo. A cavitação do filme de óleo, que pode ter início em função do movimento rápido do eixo através da folga da bronzina, requer que a liga da bronzina seja resistente à erosão causada pelo choque de bolhas de vapor na superfície da liga de alumínio.⁵

A resistência à fadiga e a resistência a erosão por cavitação, estão ambas relacionadas à resistência da liga. Quanto maior for sua dureza, maior será a resistência à fadiga e a erosão.⁵ Uma baixa conformabilidade, por outro lado, está inversamente correlacionada com a dureza da liga. Geralmente, quanto mais mole for esta liga, melhores propriedades de superfície ela terá.

1.3. Fabricação de bronzinas bimetálicas

O desenvolvimento de ligas de alumínio data de 1930, quando a alta condutividade térmica, resistência à corrosão e resistência a fadiga do alumínio foram reconhecidas. Composições de 2 a 15% de cobre e a estrutura das ligas contendo compostos intermetálicos duros numa matriz de alumínio fizeram sucesso. Assim sendo, essa família de liga passou a ser adotada para certas aplicações. Por ter uma dureza mais elevada devido ao cobre, apresentou, por exemplo, uma melhor conformabilidade.⁶

Muitos materiais utilizados na produção de bronzinas contêm duas ou mais fases, sendo uma mais mole e dúctil e outra consideravelmente mais dura. Sabe-se que as duas trabalham bem, pois a fase mais dúctil possui uma camada de deslizamento enquanto a fase mais dura, junto a um material de suporte, sustenta a carga normal. Logicamente, a continuidade e distribuição das fases do material das bronzinas é importante.

As ligas Al-Sn ofereceram a alternativa de uma liga mais dúctil e composições de aproximadamente 7% de estanho, 1% de cobre e 1 a 2% de silício ou magnésio. Quando o cobre é retido em solução sólida, produz um moderado acréscimo na resistência e na dureza da matriz de alumínio, aumentando assim, a resistência ao engripamento e ao desgaste.⁷

Trabalhos revelam que a resistência ao engripamento de bronzinas aumenta com o teor de Sn em níveis de 20% ou mais. O potencial dessa liga não pode ser totalmente aproveitado devido ao método de fundição, onde o resfriamento da liga se dá entre cilindros, processo esse conhecido como *roll caster*. Nesse, a presença de Sn acima de 7% resulta na formação de filmes deste elemento nos contornos de grão da liga, o que compromete suas propriedades. Finalmente, foi descoberto que esses filmes poderiam ser fragmentados e separados ao longo dos contornos de grão se as ligas fossem trabalhadas a frio e recristalizadas durante o processamento.

A liga de bronzina a base de alumínio é muito conhecida no meio automotivo. O estudo para o aumento das propriedades (dureza, resistência à fadiga, resistência ao engripamento) das ligas utilizadas para fabricação de bronzinas bimetálicas, vem crescendo e ganhando mercado. O revestimento de ligas de alumínio sobre o aço

para aplicações de bronzina é conseguido através da co-laminação das tiras. O aço no conjunto é responsável pela rigidez da peça e como suporte a liga de alumínio. A Figura 3 exemplifica o processo.

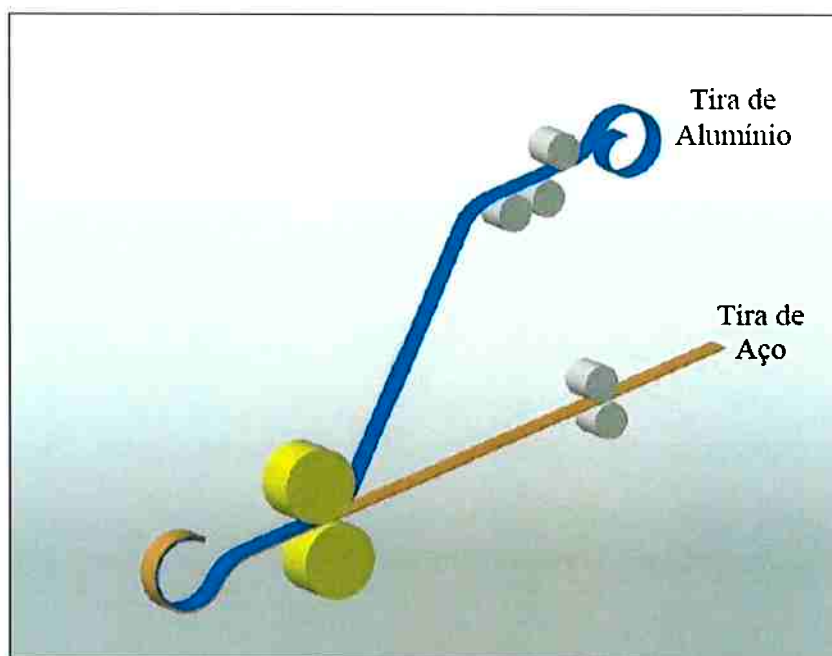


Figura 3: Exemplo de co-laminação do alumínio ao aço.

A união de fases sólidas é possível entre metais idênticos ou similares, quando são aplicadas condições de temperatura e pressão adequadas.

As superfícies da liga e do aço devem ser cuidadosamente preparadas através de lixamento, escovamento e posterior ativação da superfície por tratamento térmico antes da etapa de co-laminação. Como as ligas de alumínio possuem Sn em sua composição, uma camada intermetálica chamada *interlayer* deve ser incorporada entre a liga e o aço para que uma força máxima de ligação seja alcançada. Essa camada intermetálica pode ser de níquel ou cobalto eletronicamente depositado sobre a tira de aço, ou uma camada de alumínio puro co-laminada. Entretanto, nesse relatório, será abordada somente a co-laminação com camada eletrodepositada de níquel, onde, no processo, a temperatura da tira de aço funde o estanho presente na liga formando os “alinhamentos de Sn” na interface aço-liga. Dependendo da quantidade e tamanho desses alinhamentos, pode ser caracterizado como defeito, e será explicado posteriormente.

1.4. Influência dos elementos de liga em bronzinas bimetálicas

A adição de elementos de liga no alumínio, dependendo do que é acrescentado tem a capacidade de alterar algumas de suas propriedades, como dureza, ductilidade, resistência a abrasão. Nos próximos três tópicos serão estudados os elementos de liga que influenciam nas propriedades mecânicas desejáveis em bronzinas bimetálicas.

1.4.1. Efeito do Estanho

O Sn, um dos elementos de maior influência nas ligas de AlCuSiSn, é responsável pela característica de embutibilidade e conformabilidade das bronzinas. Essas ligas, com adição de outros metais como cobre, níquel e silício, são requeridas para resistir a altas rotações, cargas e temperaturas. As adições destes três componentes aumentam a capacidade de carga e a resistência à abrasão. A fase de estanho aumenta a resistência ao engripamento.⁶ A composição química da liga estudada está especificada na Tabela 1.

% Sn	% Si	% Cu	% Fe	% Mn	% Mg	% Ti	% Pb	% Al
9,00 - 12,00	3,5 - 4,5	1,7 - 2,3	0,30 máx.	0,10 máx.	0,05 máx.	0,10 máx.	0,1 máx.	rest.

Tabela 1: Composição química da liga de Al-Sn estudada no relatório.

Entende-se por engripamento o desgaste do componente, no caso do mancal de deslizamento, em geral catastrófico, com transferência de material entre os pares atritantes e nítido aumento de rugosidade, sem haver fusão dos metais em contato. A Figura 4 mostra um exemplo de engripamento na bronzina.



Figura 4: Exemplo de engripamento em uma bronzina bimetálica.

O diagrama de equilíbrio Al-Sn apresenta uma temperatura eutética de 228,3°C. Entretanto, a solubilidade do estanho no alumínio é muito baixa⁸, logo, na co-laminação a quente, o elemento presente na liga funde e forma a camada interfacial entre o aço e o alumínio.

1.4.2. Efeito do Silício

O silício é utilizado em ligas AlCuSiSn disperso na forma de partículas duras. Esse elemento é responsável pela resistência ao desgaste em bronzinas bimetálicas recobertas com uma camada de liga de alumínio. A resistência ao engripamento e ao desgaste aumentam devido a ação de polimento da superfície do eixo e ausência de adesão devido a presença de partículas de silício em liga Al-Sn.

1.4.3. Efeito do Cobre

O cobre, juntamente com o Al, compõe uma família de ligas de grande importância. O teor de cobre pode variar de 2 a 10% em tais ligas, tanto fundidas quanto trabalhadas, endurecem por precipitação durante o envelhecimento. O endurecimento máximo é obtido em ligas contendo de 4 a 6% de cobre, dependendo de outros constituintes presentes. O sistema binário Al-Cu, tem sido exclusivamente

estudado, porém as ligas de maior interesse comercial apresentam também outros elementos em suas constituições.⁹

Estudos mencionam que ligas de alumínio contendo cobre, tanto fundidas quanto trabalhadas, respondem ao tratamento térmico de solubilização e posterior envelhecimento com acréscimo na resistência e dureza de liga e diminuição do alongamento.¹⁰ A razão para o interesse em ligas que apresentam precipitados é justamente o grande incremento em propriedades mecânicas que podem obter após esse tipo de processamento.

Sendo assim, extrapolando a Figura 5 podemos levantar a seqüência de precipitação em ligas Al-Cu.¹⁰

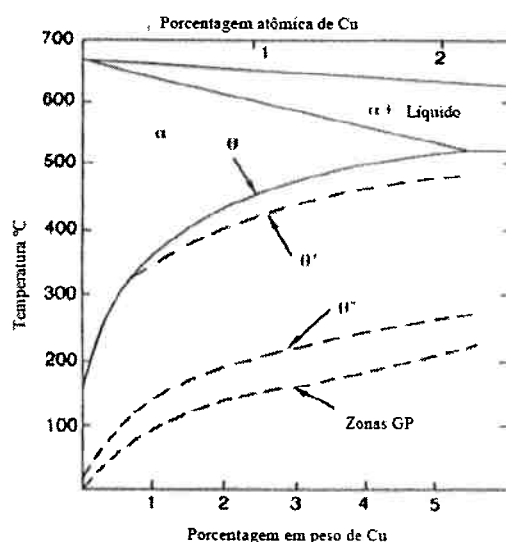


Figura 5: Seqüência de precipitação de ligas Al-Cu.

Ainda existem alguns debates a respeito da seqüência de envelhecimento para ligas Al-Cu, porém a mais aceita atualmente é:



Definem-se Zonas G.P. como regiões ricas em soluto na pré-precipitação, não tendo estrutura característica. Pode, assim, ser descrita como um domínio distorcido rico em soluto, sem contornos definidos, e coerentes ao reticulado da matriz.¹¹

Para a liga estudada nesse trabalho, o teor de cobre varia de 1,7 a 2,3%. Logo percebe-se, pelo diagrama binário de fases, que se deve trabalhar com temperaturas acima de aproximadamente 420°C, para que possa atingir a região

supersaturada, ou seja, a fase α . A essa temperatura, todo o Cu solubilizará na matriz de alumínio, obtendo assim, uma estrutura monofásica supersaturada, ou seja, o elemento de liga ficará distribuído na matriz de alumínio sob a forma atômica. Para manter o Cu supersaturado, é preciso resfriar rapidamente a tira após aquecimento. Assim, a microestrutura é congelada e o cobre não volta a formar os intermetálicos.

Após solubilizar, o material passa pelo tratamento térmico de precipitação, onde é aquecido a uma temperatura intermediária. Durante o aquecimento da liga, os elementos que estavam diluídos na matriz de alumínio voltam a se combinar. Isso acontece, pois através do aquecimento, é introduzida energia ao material, possibilitando a difusão dos átomos de Cu na matriz metálica. Assim, esses materiais se encontram e se combinam formando compostos intermetálicos. Com esse tratamento, realizado em estufas de convecção de ar quente, é possível homogeneizar os compostos intermetálicos melhorando as propriedades mecânicas da liga.

A seqüência do tratamento térmico de solubilização e a metalurgia do processo de precipitação é dada pela Figura 6.

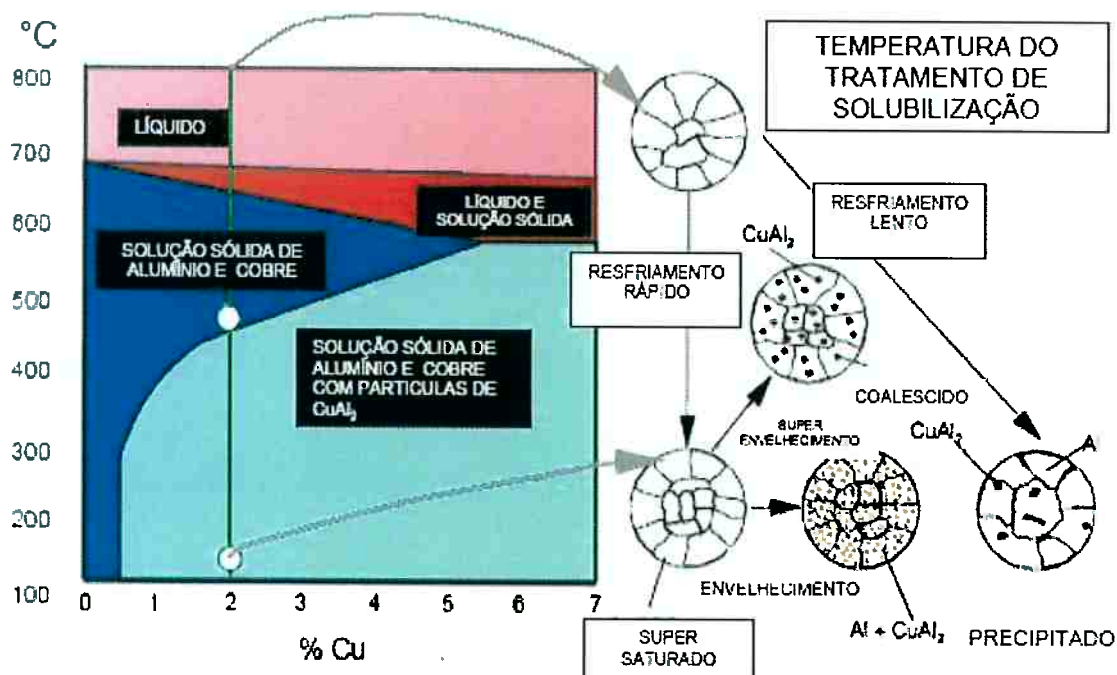


Figura 6: Esquema do tratamento térmico de solubilização e precipitação em ligas de Al-Cu.

1.5. Endurecimento por Deformação

Após o tratamento térmico de solubilização e precipitação, a tira passa por um laminador, onde sofre uma pequena deformação de 5%. Durante o processo de usinagem, quando a estrutura do material é deformada, o encruamento superficial gera um aumento considerável na dureza da liga. Essa redução encrua a liga de alumínio e ajusta, por fim, sua dureza.

2. Redes Neurais Artificiais

2.1. Introdução

As redes neurais artificiais, ou RNA, consistem em um método de solucionar problemas de inteligência artificial, construindo um sistema com circuitos que simulem o cérebro humano, inclusive seu comportamento, ou seja, aprendendo, errando e fazendo descobertas. É um modelo inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência, ou seja, de testes realizados.

A rede neural artificial é um sistema de neurônios ligados por conexões sinápticas e dividido em neurônios de entrada, que recebem estímulos do meio externo, neurônios internos ou intermediários, que efetuam todo processo de classificação e ponderação dos estímulos, e neurônios de saída, que se comunicam com o exterior.

Existem várias formas de montar essas redes, mas a mais utilizada é a Multilayer Perceptron, que foi concebida para resolver problemas mais complexos, os quais não poderiam ser solucionados pelo modelo de neurônio básico. Um único perceptron (classificação de um neurônio artificial capaz de definir pesos as variáveis de entrada) ou uma combinação das saídas de alguns, poderia realizar uma operação, porém, seria incapaz de aprendê-la. Para isto são necessárias mais conexões, as quais só existem em uma rede de perceptrons dispostos em camadas, como mostra a Figura 7. Dessa forma, os neurônios internos são de suma importância na rede neural, pois se provou ser impossível resolver problemas linearmente não separáveis, já que, quanto mais camadas a rede possuir, mais refinado será o resultado de saída da rede.

Assim, pode-se dizer que uma RNA é composta por várias unidades de processamento, os perceptrons, geralmente conectadas por canais de comunicação associados a determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre seus

dados locais, que são entradas recebidas pelas suas conexões. A inteligência da RNA vem das interações entre as unidades de processamento da rede.

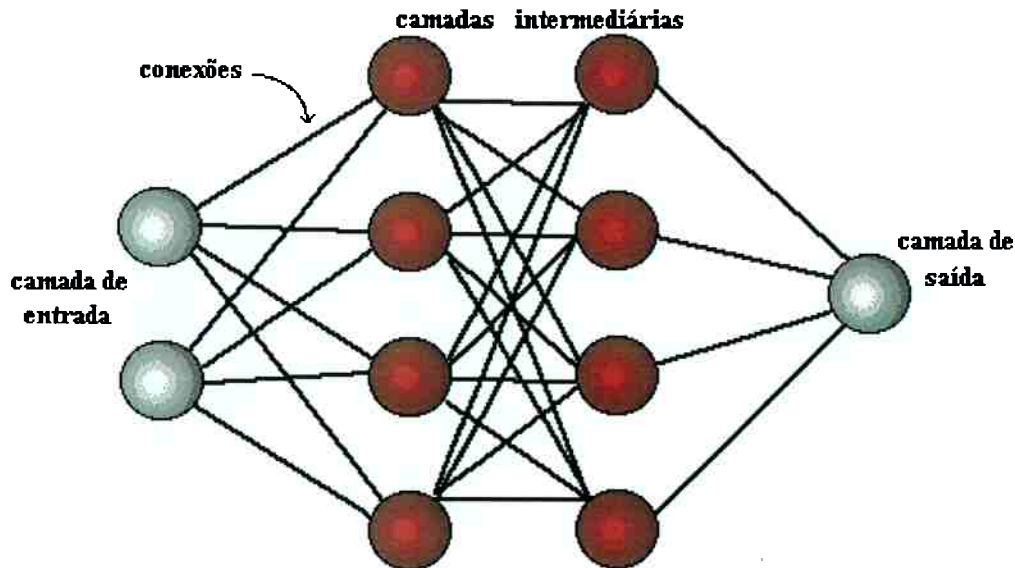


Figura 7: Organização em camadas.

A rede neural passa por um processo de treinamento a partir dos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a sistemática necessária para executar adequadamente o processo desejado dos dados fornecidos. Então, a rede neural é capaz de extrair regras básicas a partir de dados reais, diferindo da computação programada, onde é necessário um conjunto de regras rígidas pré-fixadas e algoritmos.

Usualmente os perceptrons são dispostos em camadas, classificadas em três grupos:

- Camada de Entrada: onde os padrões são apresentados à rede;
- Camadas Intermediárias ou Ocultas: onde é feita a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas; podem ser consideradas como extratoras de características;
- Camada de Saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

De acordo com a arquitetura da rede neural, existem classificações conforme implementação, topologia, características de seus nós, regras de treinamento, e tipos de modelos.

2.2. Coleta de dados e separação em conjuntos

Os dois primeiros passos do processo para o desenvolvimento de redes neurais artificiais são suma importância para diminuir a probabilidade de erro do sistema: a coleta de dados relativos ao problema; e a sua separação em um conjunto de treinamento, um conjunto de validação, e um conjunto de testes. Esta tarefa requer uma análise cuidadosa sobre o problema para minimizar ambigüidades e erros nos dados. Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema; englobando operações normais ou rotineiras, exceções e condições nos limites do domínio do problema.

Normalmente, os dados coletados são separados em três categorias: dados de treinamento, dados de validação e dados de teste. Os primeiros são utilizados para o treinamento da rede, os seguintes, para verificar a eficiência da rede quanto a sua capacidade de generalização durante o treinamento e podendo ser empregado como critério de parada. Já os últimos, são utilizados para verificar seu desempenho sob condições reais de utilização.

Os dados, assim, são colocados em ordem aleatória para prevenção de tendências associadas à sua ordem de apresentação. É recomendável, se necessário, pré-processar estes dados através de normalizações, escalonamentos e conversões de formato tornando-os mais apropriados à sua utilização na rede.

2.3. Configuração de rede

O terceiro passo consiste em definir a configuração da rede a ser utilizada, e pode ser dividido em três etapas:

- Seleção do paradigma neural apropriado à aplicação.
- Determinação da topologia da rede a ser utilizada: número de camadas, de unidades em cada camada, etc.
- Determinação de parâmetros do algoritmo de treinamento e funções de ativação. Este passo tem um grande impacto no desempenho do sistema resultante.

2.4. Treinamento

O quarto passo é o treinamento da rede, onde serão ajustados os pesos das conexões.

Quanto ao tempo de treinamento, vários fatores podem influenciá-lo, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada. Normalmente, o critério utilizado é um número máximo de ciclos, mas devem ser considerados a taxa de erro médio por ciclo e a capacidade de generalização da rede. Pode ocorrer que em um determinado instante do treinamento a rede comece a degenerar, causando o problema de *over-training*, ou seja a rede se especializa em um conjunto de dados de treinamento e perde a capacidade de generalização.

O treinamento deve ser interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja, menor que um erro admissível. Assim, é necessário encontrar um ponto ótimo de parada com erro mínimo e capacidade de generalização máxima.

2.5. Teste

O quinto passo é o teste da rede. Durante esta fase o conjunto de teste é utilizado para determinar o desempenho da RNA com dados que não foram previamente utilizados. Seu comportamento, medido nesta fase, é uma boa indicação de seu desempenho real.

3. Estudo do Forno

3.1. Objetivo

O objetivo do estudo do forno para realizar o tratamento térmico de solubilização foi habilitá-lo a fim de desafogar, ou até mesmo em caso de manutenção ou eventuais paradas, substituir temporariamente o forno principal que realiza o tratamento. Os dois fornos funcionam de maneiras diferentes, portanto, não era possível garantir que a adaptação do novo forno seria eficiente.

O forno principal para o tratamento é contínuo, com aproximadamente 13 metros, onde é possível tratar duas tiras ao mesmo tempo, com velocidades diferentes. Além disso, o forno aquece as tiras por convecção de ar quente forçada por dois ventiladores instalados sobre o forno. O ar é aquecido pelas seis zonas de aquecimento presentes. Ao mesmo tempo, o forno não apresenta nenhuma limitação quando as dimensões das tiras, como a largura, podendo-se tratar todas as tiras de ligas de alumínio produzidas, enquanto que o forno secundário tem limitação dimensional na largura, sendo possível tratar somente tiras com 230 mm de largura. Essa limitação o restringe a tratar materiais conseqüentemente mais espessos.

Assim, com o intenso aumento na produção de tiras de alumínio para produção de bronzinas e a intenção de compensar eventuais paradas de manutenção ou mesmo paradas causadas por falhas de operadores ou do forno, foi solicitada a adaptação do forno secundário para tratar algumas dessas tiras quando solicitado.

O forno secundário funciona de maneira diferente do forno principal. Neste último, as tiras são puxadas sobre roletes internos enquanto, no forno secundário, somente uma tira passa dentro de um tubo, sob toda a extensão do forno. Além disso, o aquecimento ocorre de outra maneira, onde sete zonas de aquecimento por resistências, localizadas nas paredes internas do forno secundário, aquecem por irradiação as paredes do tubo. O ar presente dentro do tubo é aquecido e transmite o calor à tira por convecção. Nesse caso a taxa de transferência de calor é muito baixa, pois o único movimento relativo é o da tira atravessando o ar aquecido.

O forno tem essa disposição, por não ter sido projetado para realizar o tratamento térmico de solubilização em tiras de alumínio. No passado, operava irradiando calor para a sinterização de pó de bronze depositado sobre as tiras de aço. O tubo ficava incandescente, pois se trabalhava com temperaturas maiores que as utilizadas para o tratamento estudado. Na Figura 8 é possível visualizar o forno secundário. A Figura 9 apresenta o perfil do forno secundário (corte transversal) e a Figura 10 apresenta o perfil do forno principal (corte longitudinal).



Figura 8: Foto representativa do forno secundário.

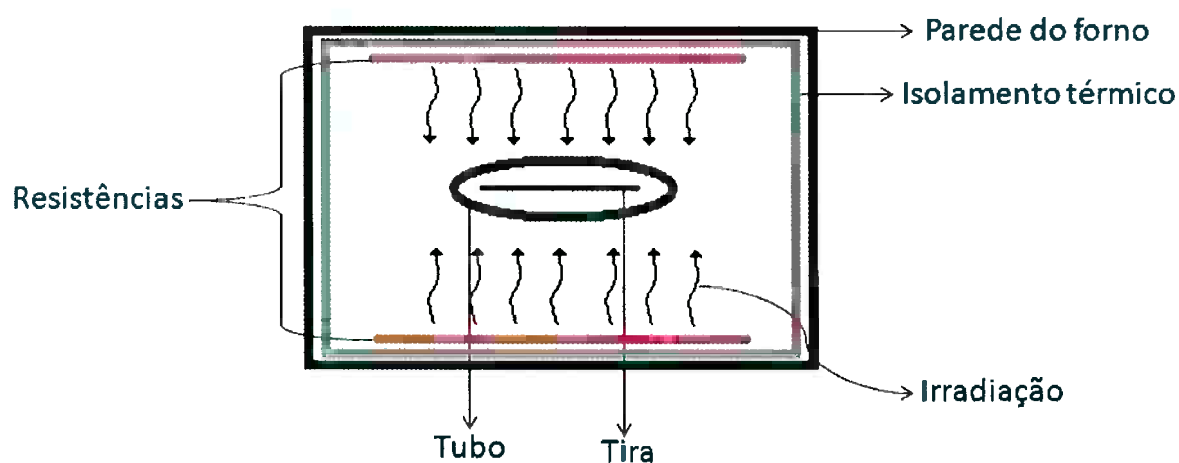


Figura 9: Perfil do forno secundário (corte transversal).

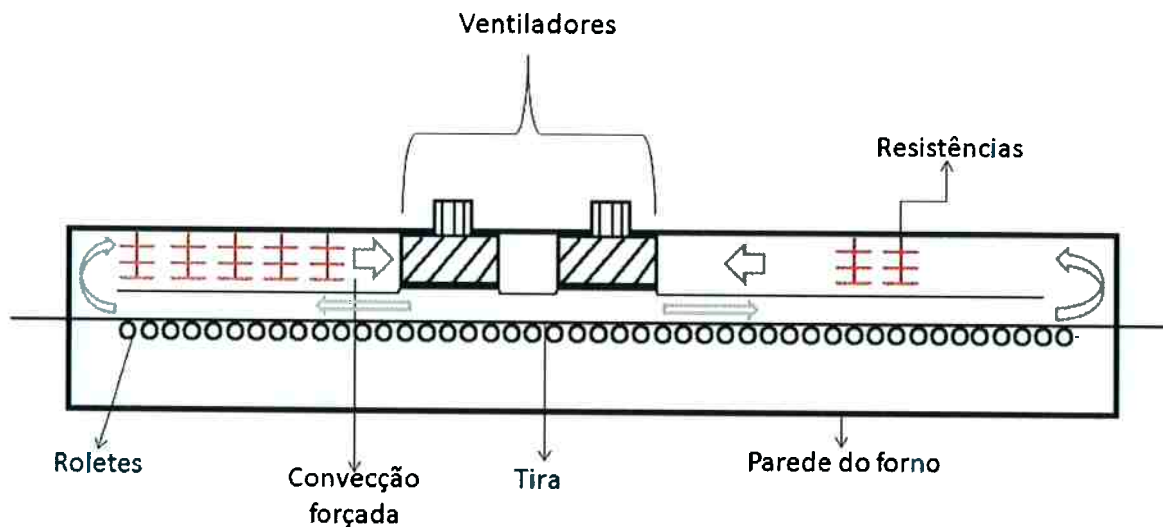


Figura 10: Perfil do forno principal (corte longitudinal).

3.2. Materiais e Métodos

3.2.1. Perfis Térmicos

Para primeira avaliação do forno, foi necessário estudar se este atingia as temperaturas de *set-point*, definidas para cada uma das sete zonas de aquecimento presentes no interior do forno. No tratamento térmico dessas tiras de alumínio, define-se para as três primeiras zonas de aquecimento a temperatura de 450°C e para as demais, a 420°C. Logo, o perfil térmico do forno deveria apresentar temperaturas próximas às definidas. Entretanto, não foi o que ocorreu, uma vez que os pirômetros apresentaram temperaturas variadas, tornando-se necessária a manutenção elétrica do forno antes dos testes com termopar viajante.

A obtenção do perfil térmico do forno secundário foi feita utilizando um DataLogger de modelo Squirrel 1200, que registrava a temperatura a cada três segundos, e de um termopar viajante, isto é, um termopar de, aproximadamente, 30 metros. Este foi preso a uma tira líder e passado de 1 em 1 metro, permanecendo parado por 10 minutos a cada metro, dando tempo para a temperatura se estabilizar. Assim, foi possível obter as temperaturas sobre a tira, pois o termopar foi preso em sua superfície. O esquema do termopar preso é apresentado na Figura 11.

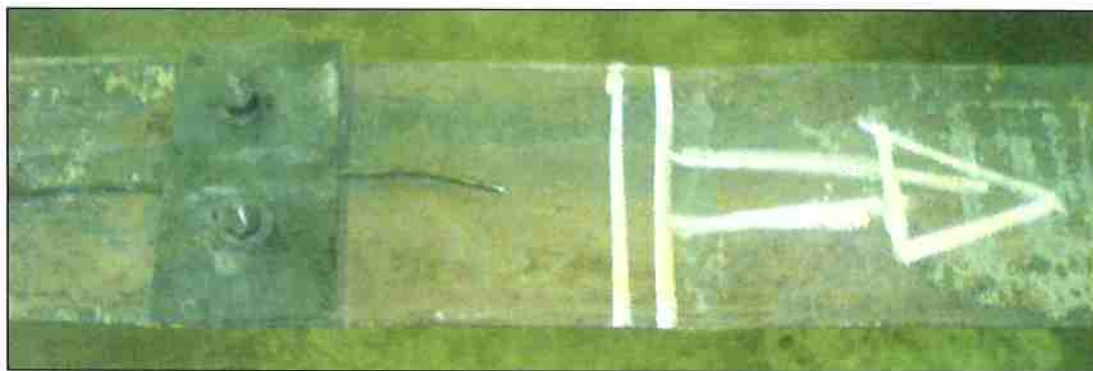


Figura 11: Foto representativa do termopar viajante preso à tira líder.

O mesmo foi feito para simular o perfil térmico de tiras. Logo, da mesma maneira o termopar foi passado em três diferentes velocidades: 0,5 m/min, 1,0 m/min e 2,0 m/min. Com isso, foi possível obter a temperatura da tira em toda a extensão do forno podendo assim, avaliar tais perfis. O resultado mostrado pelo DataLogger é apresentado na Figura 12.

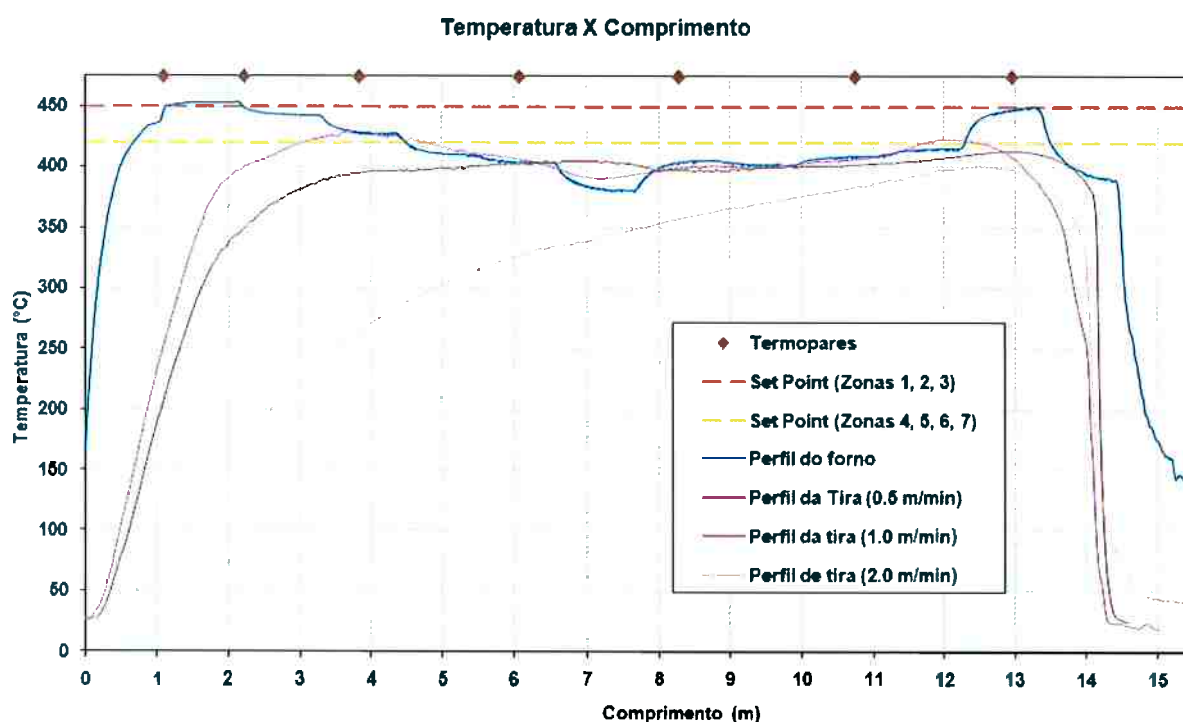


Figura 12: Gráfico demonstrativo dos perfis térmicos do forno e das tiras nas respectivas velocidades.

Analisando o gráfico da Figura 12, pode-se concluir que o perfil de temperatura apresentado pelo forno é satisfatório, pois apresenta, em sua maioria, temperaturas

acima de 400°C. Os perfis térmicos da tira a 0,5 m/min e a 1,0 m/min também estão satisfatório já que apresentam um patamar térmico mínimo de 3 minutos, necessário para a completa solubilização do Cu na matriz de Al. Entretanto, o perfil a 2,0 m/min não se mostrou satisfatório não apresentando o patamar térmico descrito acima, incapacitando a solubilização completa do Cu. Percebe-se também, que ao final do tratamento, há uma queda brusca da temperatura devido ao resfriamento rápido necessário para manter o Cu supersaturado na matriz de Al.

3.2.2. Amostragem

Com os perfis térmicos garantidos, definiram-se nove grupos de amostras para avaliação, sendo três tipos de tira, consideradas finas, médias e grossas. Sua escolha foi proposital, a fim de englobar a maioria das tiras de Al produzidas. Para cada tipo de tira, foram realizados três ensaios, cada um com velocidade diferente. Passaram-se amostras na velocidade definida em ficha técnica, a qual será chamada de V_0 , aumentada em 15%, ou seja, $1,15 \cdot V_0$ e aumentada em 30%, isto é, $1,3 \cdot V_0$. A velocidade de ficha técnica é a mesma utilizada para o forno principal, pois as ordens de produção são calculadas com referência nele, e segue a função $V_0 = 1,688 - 0,759 \cdot \exp(\text{esp tira após co-laminação})$. A Tabela 2 apresenta quais amostras foram utilizadas e suas respectivas velocidades e a Figura 13 mostra o gráfico representando a posição das amostras na população de tiras produzidas, juntamente com as curvas de velocidade.

Espessura de Entrada (mm)	Velocidade +30% (m/min)	Velocidade +15% (m/min)	Velocidade +0% (mm)
1,81	1,6	1,4	1,2
3,30	1,0	0,9	0,8
4,48	0,7	0,6	0,5

Tabela 2: Grupo de amostras testadas com suas respectivas velocidades.

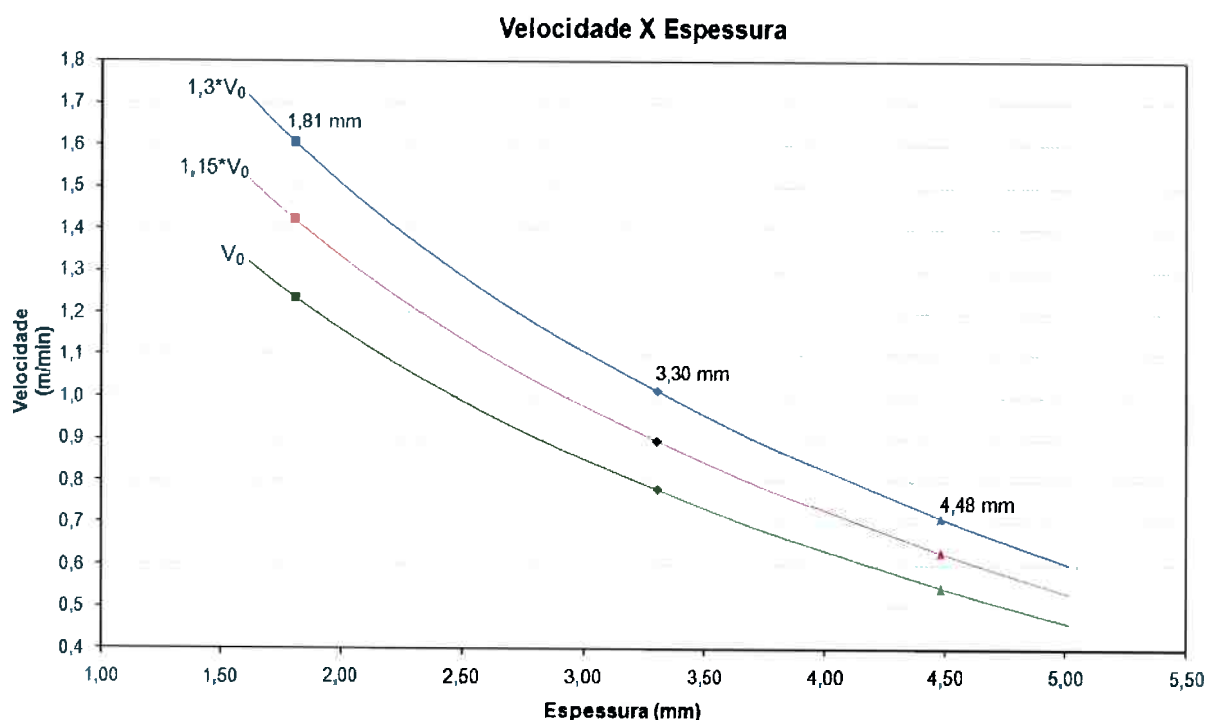


Figura 13: Gráfico demonstrativo das amostras, em diferentes velocidades.

Antes do tratamento térmico de solubilização, analisaram-se as duas variáveis decisivas para a liberação do material produzido. São elas: dureza de liga e alinhamento de Sn na interface aço-liga. A dureza da liga foi medida em HR 15T (dureza Rockwell superficial). Para efeito de liberação da qualidade, após tratamento, a dureza deveria estar entre 65 a 73 HR 15T, garantindo a solubilização do Cu na matriz de Al.

O alinhamento de Sn na interface se dá no processo de co-laminação a quente do aço e alumínio. Assim, o tratamento térmico tem, como um dos objetivos, diminuir o tamanho dos alinhamentos, pois a tira atinge temperaturas acima do ponto de fusão do Sn, que é de 232°C. Com o Sn fundido, ocorre a recristalização da matriz de Al nessas regiões, reduzindo, com isso, os alinhamentos de Sn de forma efetiva. Os filmes interfaciais foram medidos em corpos de prova embutidos em baquelite, utilizando microscópio óptico com diferentes aumentos.

Para a liberação dos materiais, a somatória dos alinhamentos de Sn não poderiam passar de 15% do tamanho total do corpo de prova. Além disso, cada alinhamento deve estar entre 0,1 mm e 0,5 mm de comprimento. Caso a amostra

apresentasse valores maiores de 0,5 mm, já estaria rejeitada independente dos demais. Isso por que o alinhamento interfacial torna-se um defeito, podendo causar o deslocamento da liga de Al do aço quando a bronzina estiver em operação, ocasionando danos sérios ao motor.

A Figura 14 mostra duas metalografias, ambas com alinhamento de Sn interfacial, entretanto, a primeira o apresenta antes do tratamento e a segunda, a tira acabada onde nota-se a recristalização da matriz de Al.

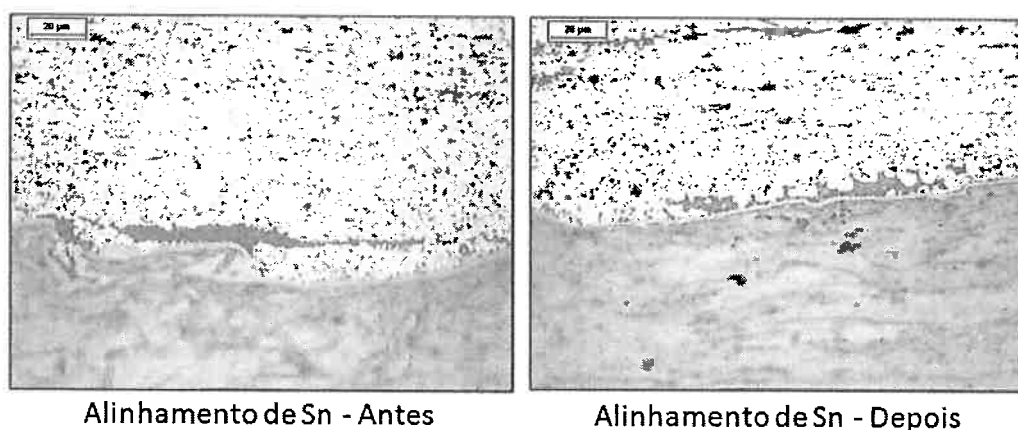


Figura 14: Metalografia de corpos de prova embutidos em baquelite apresentam alinhamento de Sn.

As mesmas análises de dureza e alinhamento de Sn foram feitas nas amostras acabadas, ou seja, após tratamento térmico de solubilização, precipitação, e redução de 5% no laminador. Na Tabela 3 é visível a redução dos alinhamentos de Sn em todas as amostras e, na Figura 15, vê-se a disposição dos valores de dureza para todos os corpos de prova com suas respectivas velocidades.

Espessura (mm)	Velocidade (m/min)	Alinhamento de Sn (%) Antes	Alinhamento de Sn (%) Depois
1,81	$1,3 \cdot V_0$	26,5	7
	$1,15 \cdot V_0$	26,5	3,5
	$1,00 \cdot V_0$	26,5	3
3,3	$1,3 \cdot V_0$	20	6
	$1,15 \cdot V_0$	20	10,5
	$1,00 \cdot V_0$	20	11
4,48	$1,3 \cdot V_0$	12	6
	$1,15 \cdot V_0$	12	5
	$1,00 \cdot V_0$	12	4

Tabela 3: Alinhamento de Sn nas amostras antes e depois do tratamento térmico.

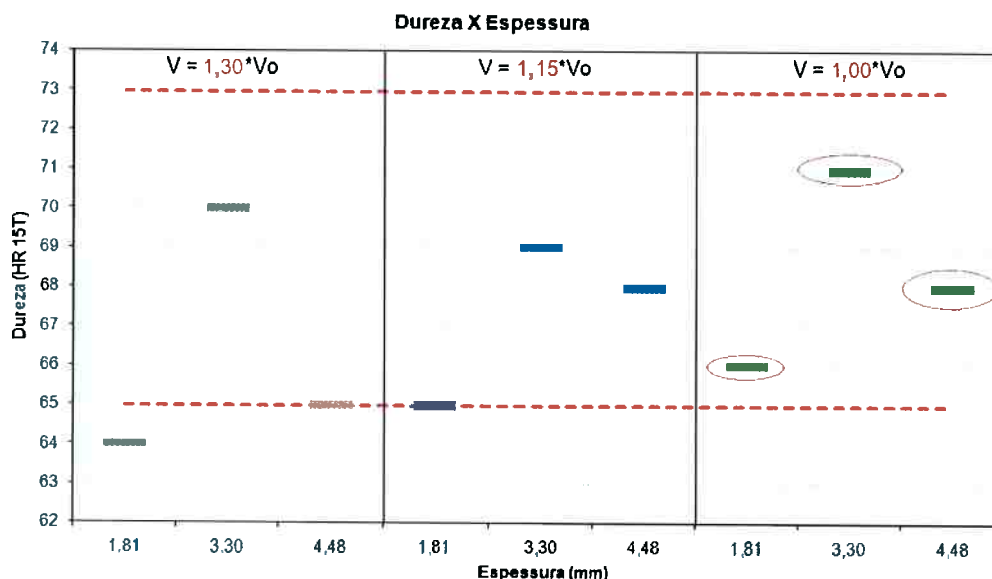


Figura 15: Gráfico dos valores de dureza de liga encontrados para todas as espessuras e velocidades.

Avaliando o gráfico da Figura 15, juntamente com a Tabela 3, pode-se concluir que a melhor relação entre as duas variáveis de saída é apresentada para a velocidade de ficha técnica (V_0).

3.2.3. Testes com produção

Com a velocidade da linha definida, foi testada a eficiência do forno utilizando tiras reais de produção. Para isso, foram utilizadas sete ordens de produção, ou OP,

de acordo com a necessidade da fábrica, uma vez que as ordens estavam em atraso devido a sobrecarga no forno principal. As OP's, por sua vez, foram passadas na linha com velocidade apresentada em ficha técnica, retirando-se amostras de início e fim de cada rolo em dois momentos distintos: antes do tratamento térmico de solubilização e acabadas. A Tabela 4 mostra as ordens de produção, a quantidade de rolos a cada ordem e a velocidade definida em ficha técnica.

Ordem de Produção	Espessura de Entrada (mm)	Quant. De Rolos	Espessura de saída (mm)	Velocidade (m/min)
1	2,8	2	2,65	0,9
2	1,98	1	1,88	1,2
3	1,77	1	1,68	1,3
4	1,72	4	1,63	1,3
5	1,98	2	1,88	1,2
6	2,25	1	2,13	1,1
7	1,77	6	1,68	1,3

Tabela 4: Ordens de produção e suas características.

Da mesma forma que no tópico anterior, foram medidas a dureza de liga e o alinhamento de Sn interfacial. Entretanto, as três primeiras ordens foram passadas com uma velocidade 30% menor do que a especificada em ficha técnica. Isso se deu em função de um erro durante a produção, onde a velocidade foi alterada erroneamente.

A Figura 16 mostra a variação nos valores de dureza antes e depois do tratamento. Pode-se concluir de sua análise, que o tratamento foi efetivo, pois houve um aumento significativo nos valores medidos nas amostras acabadas. A Figura 17 mostra, os valores de alinhamento de Sn interfacial, para efeito de liberação, das amostras antes e depois de acabadas. Percebe-se que ocorreu “quebra” efetiva dos alinhamentos, entretanto, para a OP 1 não é o que se nota. Isso aconteceu devido a um problema proveniente da co-laminação a quente, formando alinhamentos interfaciais de Sn com comprimento acima do que o tratamento é capaz de “quebrar”. A única variável de processo alterada foi a velocidade, fazendo com que a

tira ficasse mais tempo dentro do forno, o que deveria causar uma maior “quebra” dos alinhamentos, porém não foi o que ocorreu.

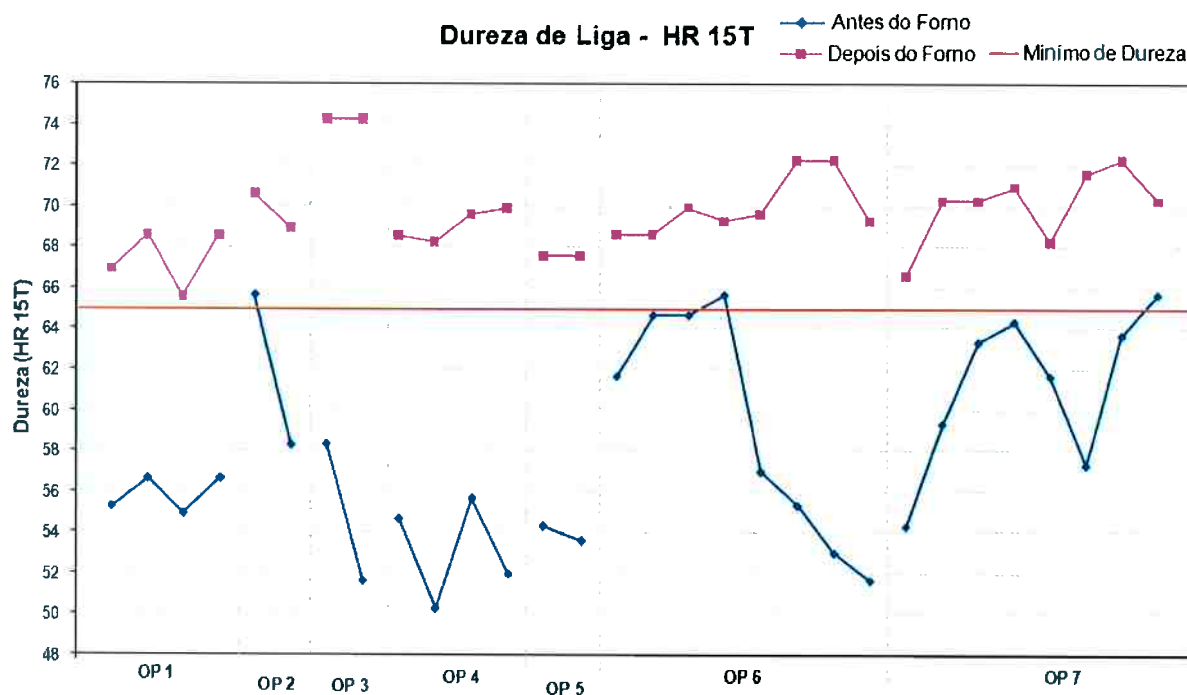


Figura 16: Variação na dureza antes do forno e acabada.

Efeito do tratamento na quebra de alinhamento de Sn.

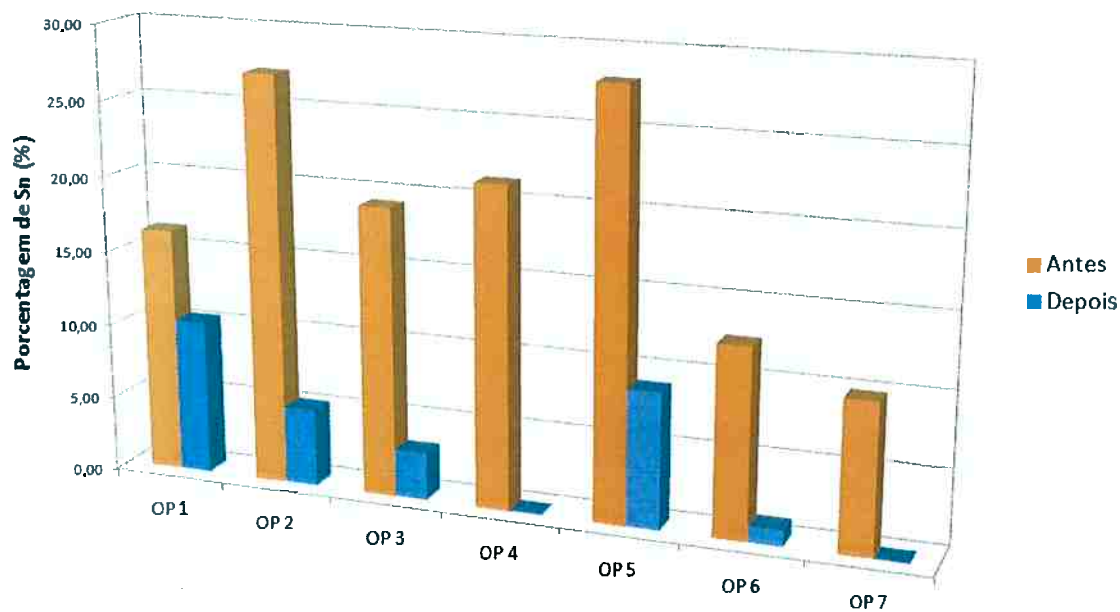


Figura 17: Efeito do tratamento térmico na “quebra” dos alinhamentos de Sn.

Além deste fato, não era possível garantir a capacidade do forno em “quebrar” todos os tamanhos dos alinhamentos de Sn, logo, foi medido, além dos alinhamentos para efeito de liberação, toda sua população, independente do comprimento. Comparando a distribuição normal da população de alinhamento de Sn antes e depois do tratamento, foi possível avaliar se o forno realmente os “quebrava”.

A seguir, a Figura 18 mostra as curvas de distribuição normal para a OP 1; a Figura 19 para a OP 2; a Figura 20 para a OP 3; a Figura 21 para OP 4; a Figura 22 para a OP 5; a Figura 23 para a OP 6; e a Figura 24 para a OP 7.

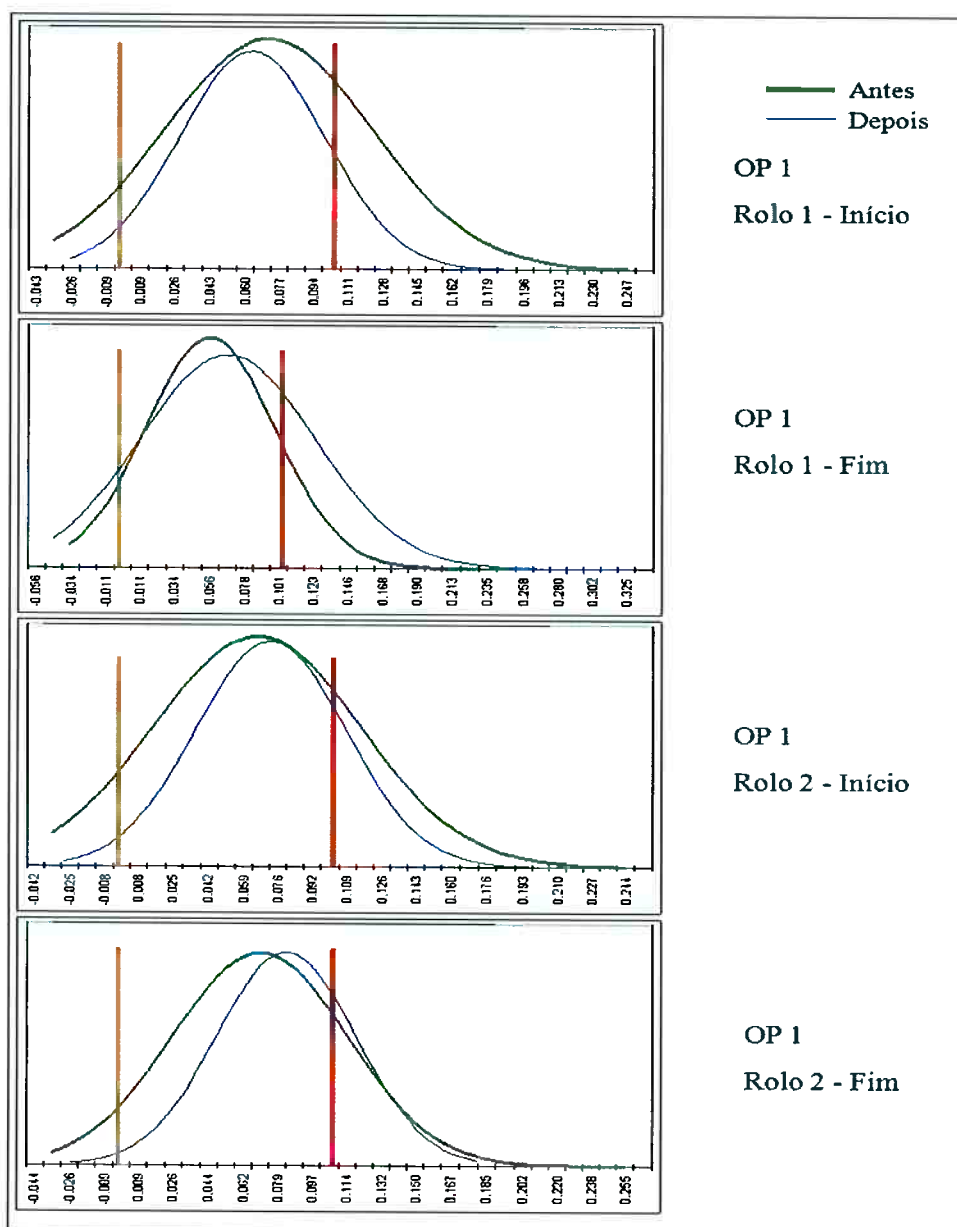


Figura 18: Curvas de distribuição normal para OP 1.

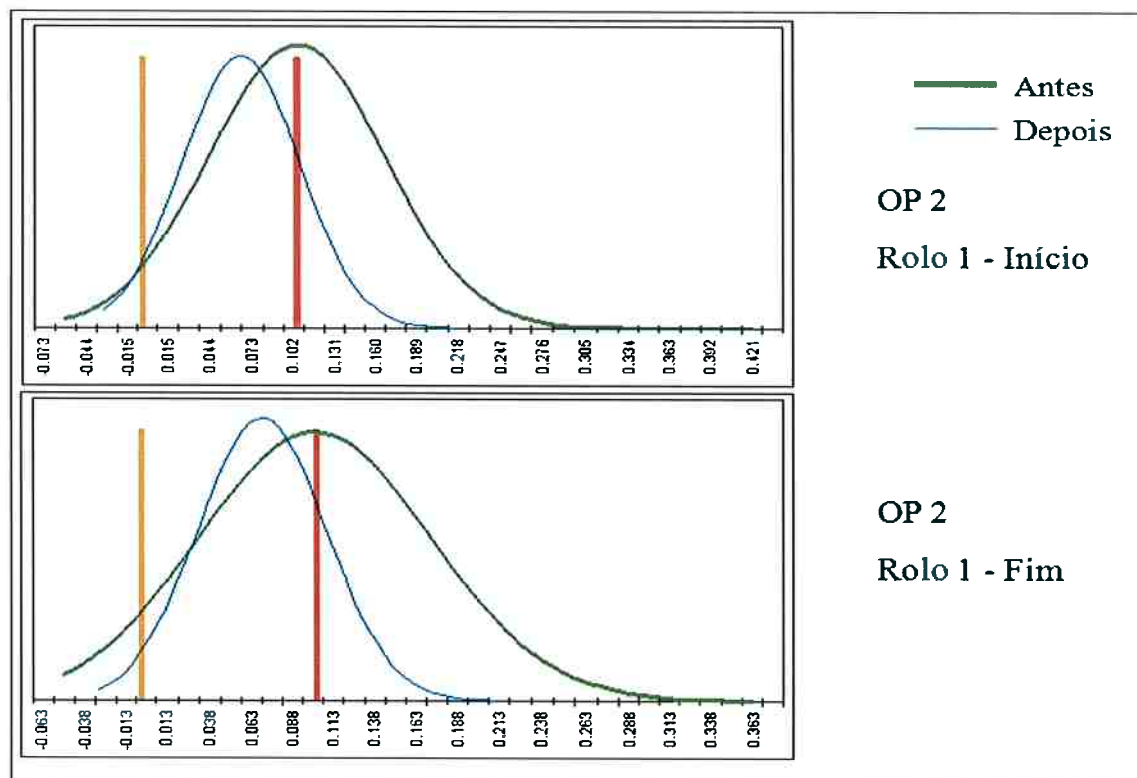


Figura 19: Curvas de distribuição normal para OP 2.

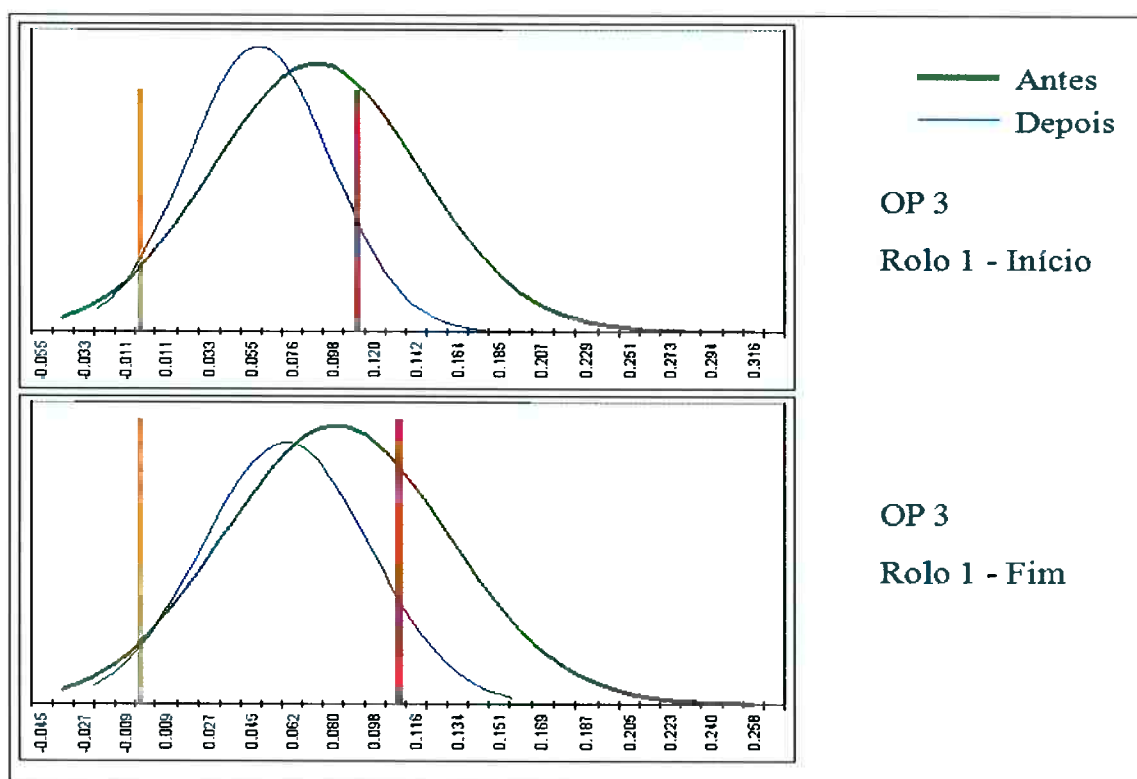


Figura 20: Curvas de distribuição normal para OP 3.

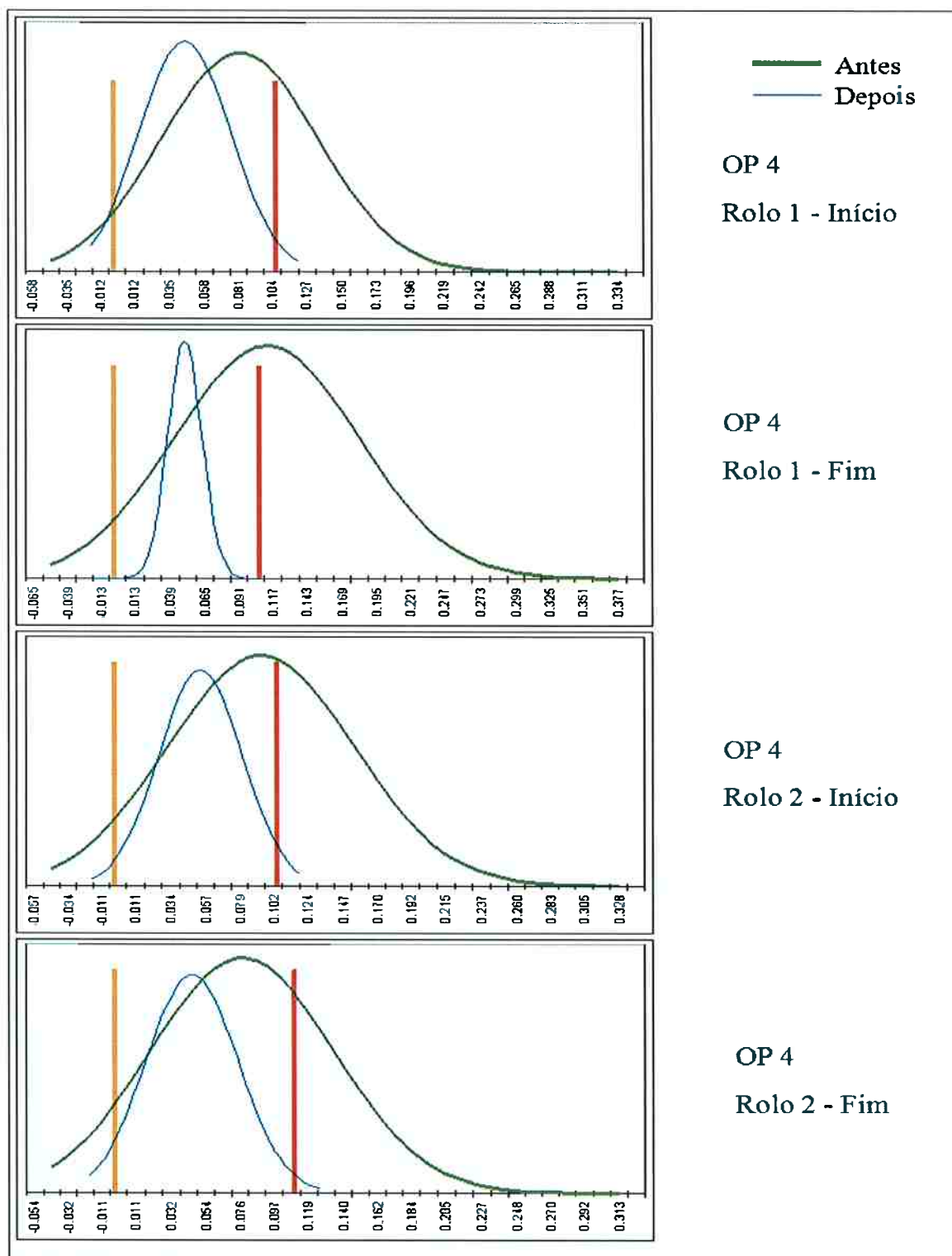


Figura 21: Curvas de distribuição normal para OP 4.

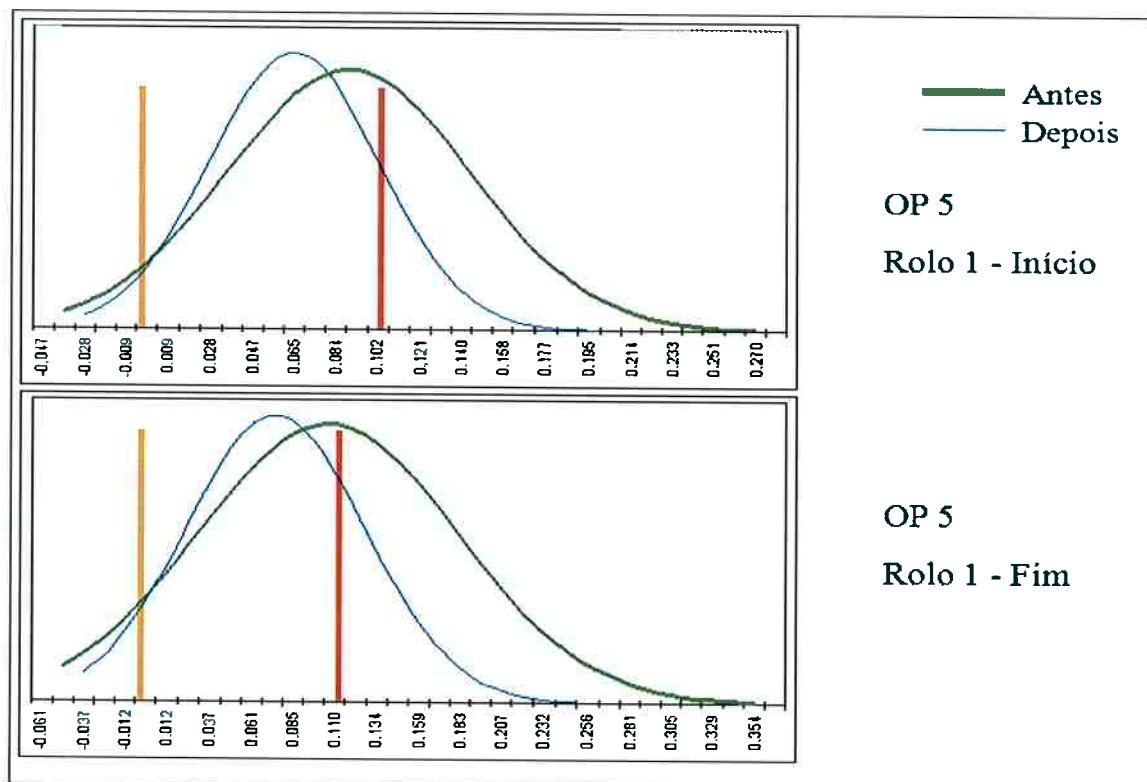
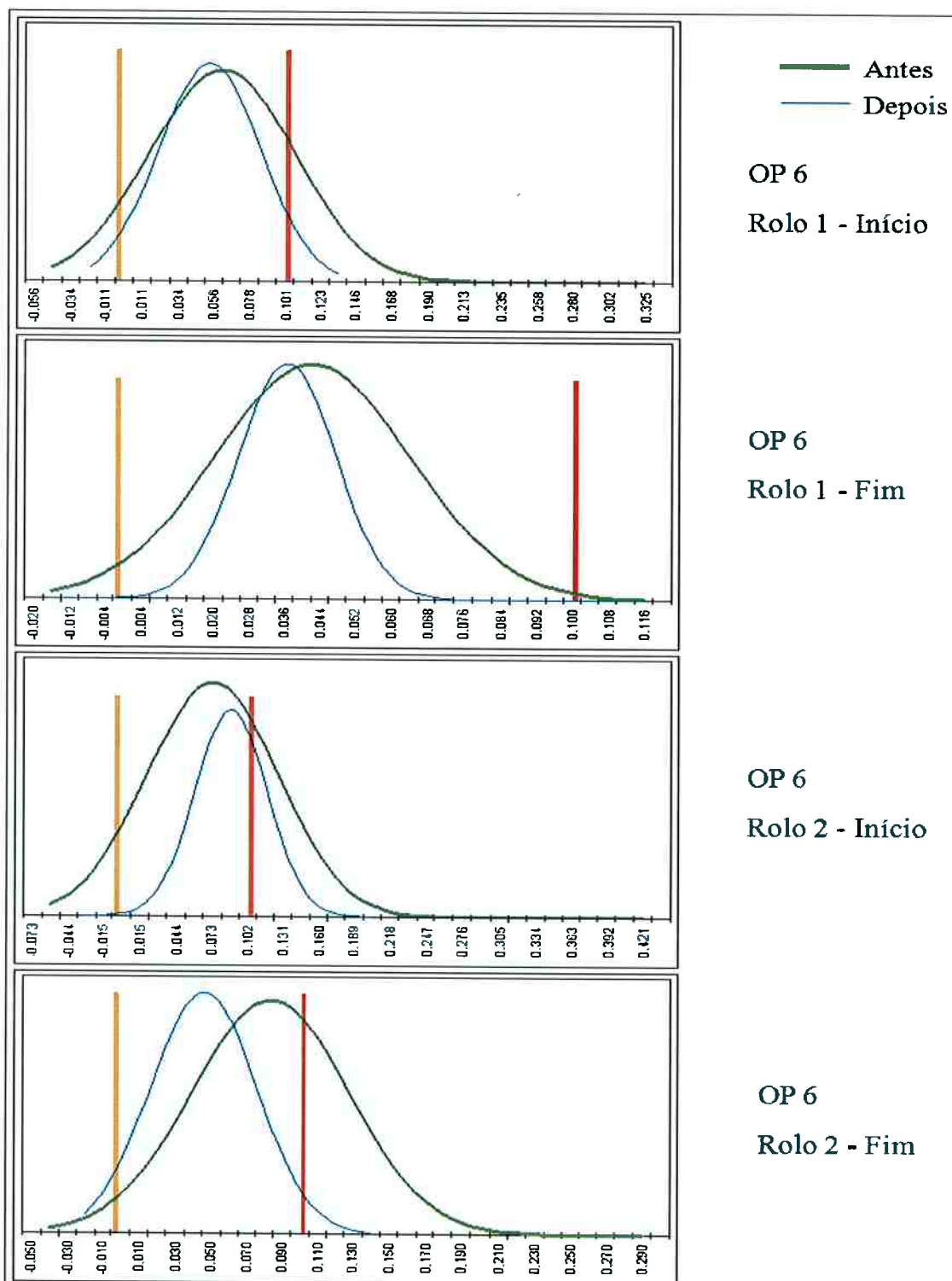


Figura 22: Curvas de distribuição normal para OP 5.



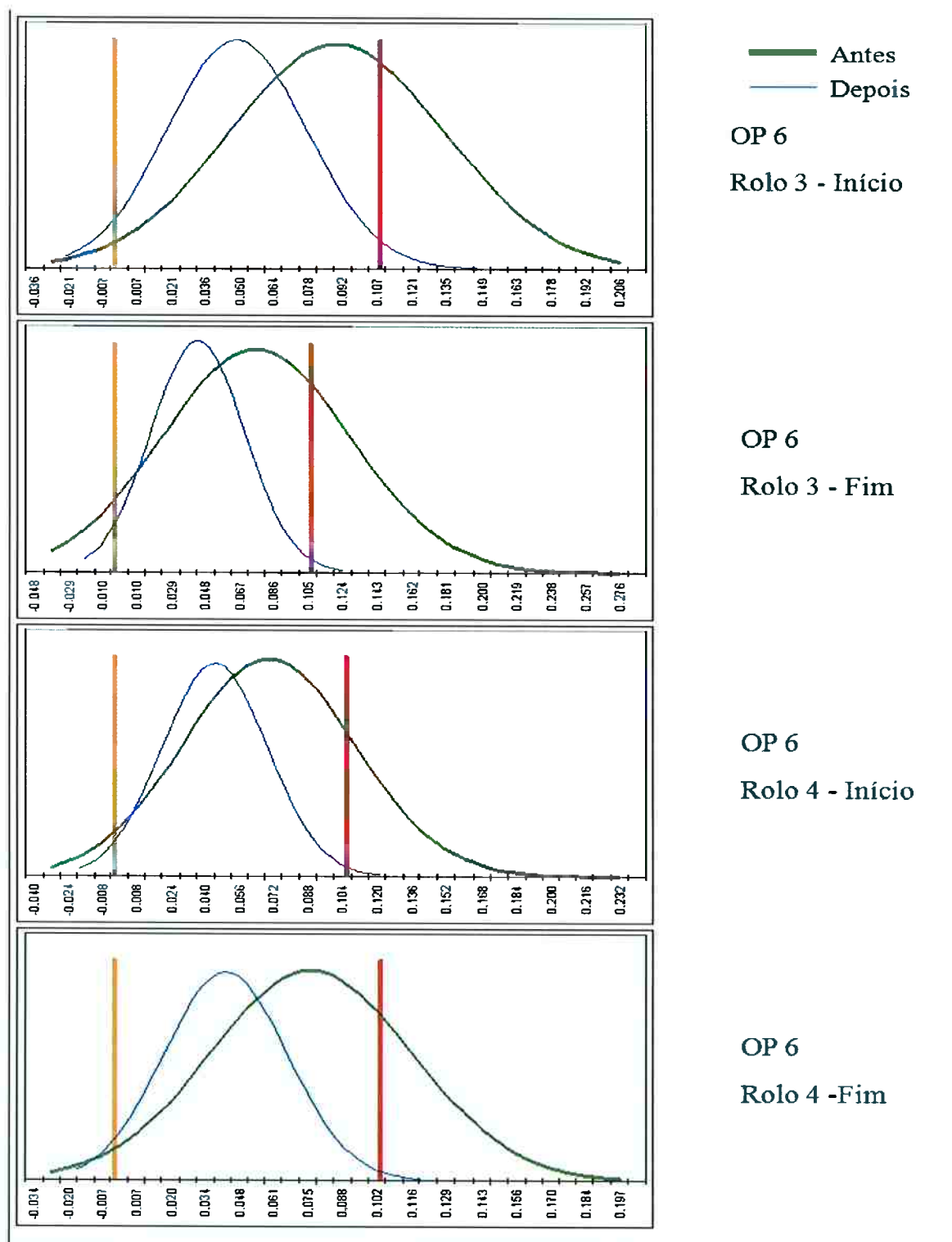
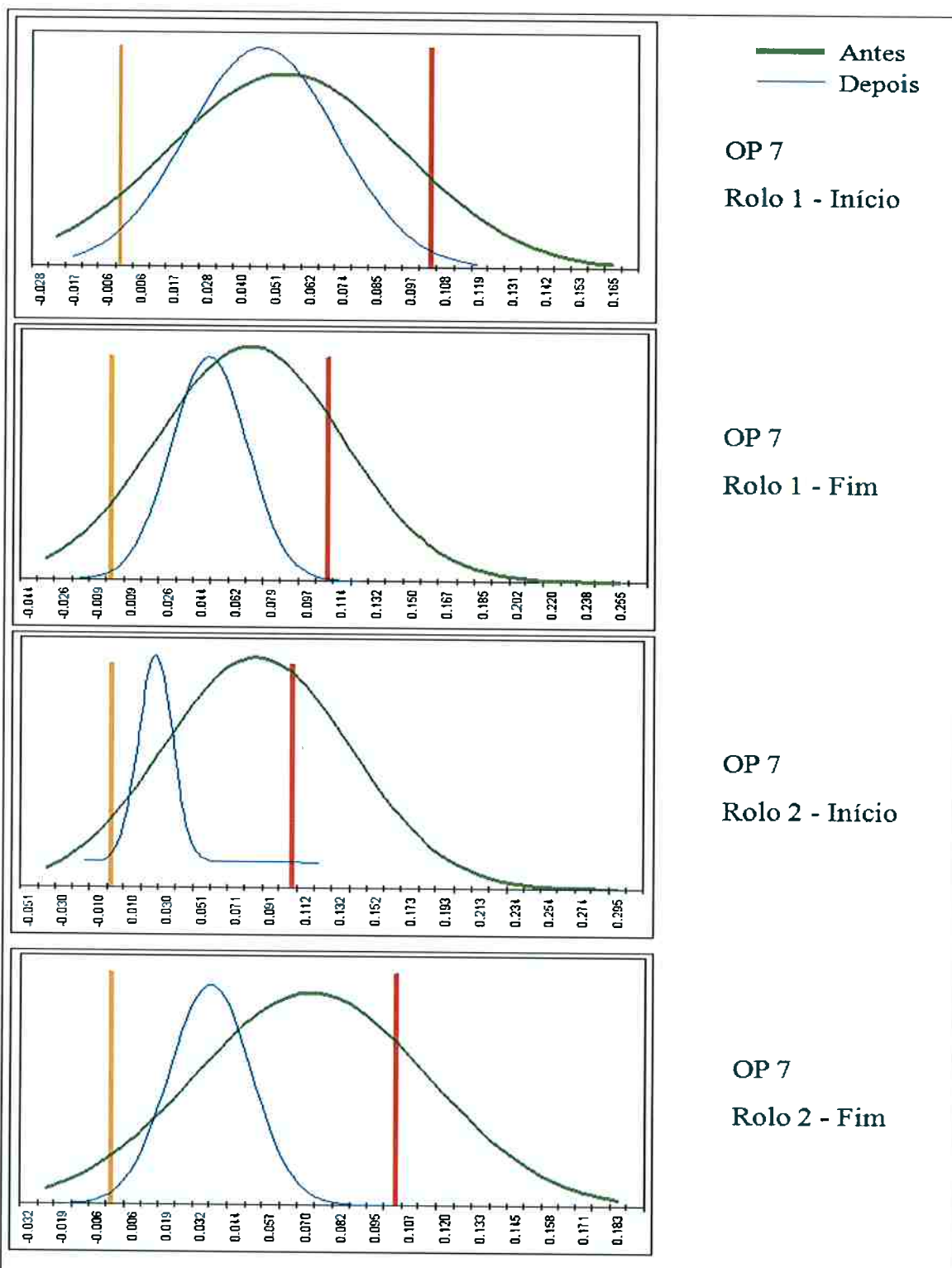
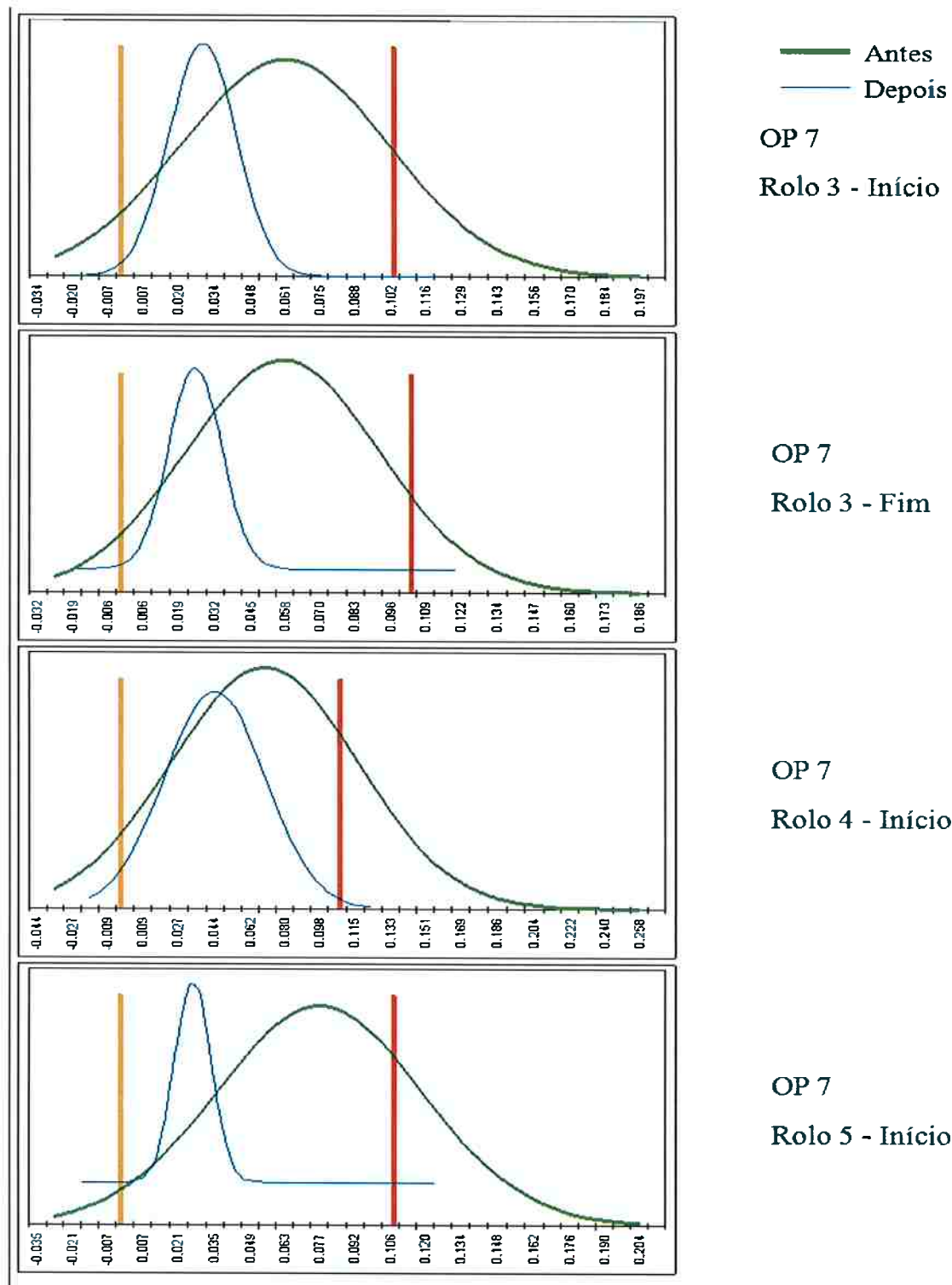


Figura 23: Curvas de distribuição normal para OP 6.





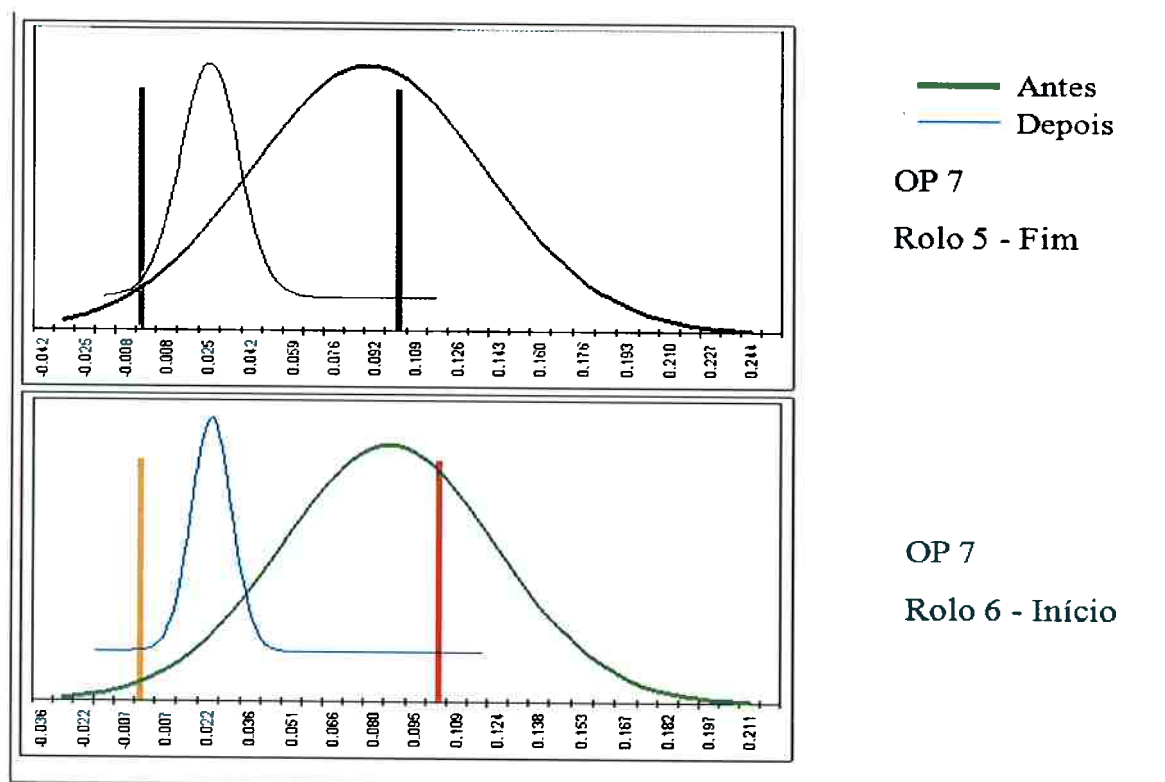


Figura 24: Curvas de distribuição normal para OP 7.

Analisando as curvas normais para todas as OP's é possível confirmar que houve "quebra" efetiva dos alinhamentos de Sn interfaciais. O fato fica claro tanto para alinhamentos considerados grandes, acima de 0,1 mm, quanto para alinhamentos menores, que variam até 0,1 mm. Entretanto, é perceptível para todas as amostras da OP 1 que não houve "quebra" efetiva. Avaliando os resultados, percebe-se que os maiores alinhamento ficaram menores e os inicialmente menores ficaram maiores, pois a média das curvas normais está deslocada para frente, ou seja, houve aumento no tamanho médio dos filmes interfaciais.

Para todas as outras amostras, a análise das curvas normais mostra que, independente do tamanho, os alinhamentos de Sn sofreram redução. Algumas também apresentaram 0% de alinhamentos acima de 0,1 mm. Vale lembrar, que para efeito de liberação da qualidade, todas OP's foram aprovadas pois, não apresentaram somatória maior do que 15% de alinhamentos acima de 0,1 mm na interface aço-Al.

Com base nesses dados de produção foi possível afirmar que o forno secundário opera com eficiência e é capaz de realizar o tratamento térmico de solubilização nessas ligas de AlCuSiSn. Assim, pode-se utilizar o forno, quando houver necessidade, para o tratamento de tiras bimetálicas de alumínio.

4. Estudo dos modelos neurais

4.1. Objetivo

Na atualidade, vem se tornando cada vez mais interessante e viável a aplicação de redes neurais em inúmeros processos. Independente da área de atuação de uma empresa é possível detectar as variáveis de entrada e de saída de um procedimento e assim, desenvolver uma rede neural que possa parametrizá-lo.

Deste modo, a utilização de redes neurais para parametrizar o forno secundário também é possível. O relatório tem como fundamento iniciar o desenvolvimento de uma rede neural artificial, a partir dos dados obtidos, visando à parametrização do processo de tratamento térmico de solubilização em tiras bimetálicas aço-Al. A rede neural será capaz de prever situações de produção, a partir de dados tanto de entrada quanto de saída, atingindo um bom nível de confiabilidade e calculando de maneira segura os resultados requeridos.

4.2. Materiais e métodos

Para o desenvolvimento da rede neural utilizou-se o programa NeuroSolutions v5.0. Este é um ambiente de simulação orientado para estudos de sistemas distribuídos complexos, difíceis de serem estudados apenas na teoria. Suas ferramentas de visualização permitem que o usuário verifique o comportamento da rede sem que seja necessário esperar até o fim de seu treinamento, além de permitir que parâmetros sejam alterados durante sua execução.

Dentro do programa existe um aplicativo chamado NeuroSolutions for Excel, que será aqui utilizado como principal ferramenta para obtenção dos resultados. Assim, foram disponibilizados em uma planilha os valores reportados em produção. A Figura 25 apresenta as denominações e abreviações das variáveis de entrada e de saída.




Esp E	Espessura de entrada (mm)	 Variáveis de Entrada
Vel	Velocidade de entrada (m/min)	
Sn	Teor de Sn (%)	
Si	Teor de Si (%)	
Cu	Teor de Cu (%)	
Z1	Temperatura Zona 1 (°C)	
Z2	Temperatura Zona 2 (°C)	
Z3	Temperatura Zona 3 (°C)	
Z4	Temperatura Zona 4 (°C)	
Z5	Temperatura Zona 5 (°C)	
Z6	Temperatura Zona 6 (°C)	 Variáveis de Saída
Z7	Temperatura Zona 7 (°C)	
Liga E	Dureza da liga de entrada (HR 15T)	
AlSn E	Alinhamento de Sn Entrada (%)	
Esp S	Espessura de saída (mm)	
Liga S	Dureza da liga de saída (HR 15T)	 Variáveis de Saída
AlSn S	Alinhamento de Sn Saída (%)	

Figura 25: Definição das variáveis de entrada e saída do programa.

Com os valores obtidos, seria improvável a criação de uma rede neural confiável. Em função disso, as variáveis foram triplicadas e colocadas de forma aleatória a fim de evitar tendências associadas à ordem de apresentação dos dados. A Figura 26 mostra parte da planilha com os dados dispostos aleatoriamente.

Esp E	Vel	Sn	Si	Cu	Z 1	Z 2	Z 3	Z 4	Z 5	Z 6	Z 7	AlSn E	Liga E	Esp S	AlSn S	Liga S
2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	18,44	55	2,65	10,35	67
1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	9,91	58	1,67	0	68
2,25	1,07	9,29	4,42	2,19	449	451	447	420	420	421	419	13,14	52	2,13	0,67	69
1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	14,63	59	1,67	0	70
2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	446	419	420	420	420	16,82	57	2,13	1,53	70
1,72	1,28	9,61	3,89	1,92	450	449	451	420	418	420	420	19,98	56	1,63	0	70
1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	9,93	64	1,67	0	72
2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	446	419	420	420	420	13,9	55	2,13	0	72
2,25	1,07	9,29	4,42	2,19	449	451	447	420	420	421	419	11,94	53	2,13	0	72
2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	446	420	418	421	420	12,84	57	2,65	9,45	68
1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	14,81	66	1,67	0	70
2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	14,26	57	2,65	10,3	68
1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,23	58	1,67	4,16	74
1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	6,56	64	1,67	0	71
1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	17,93	54	1,87	10,2	68
2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	446	420	418	421	420	12,84	57	2,65	9,45	68
1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	8,33	58	1,67	0	68
2,25	1,07	9,29	4,42	2,19	449	451	447	420	420	421	419	13,14	52	2,13	0,67	69
1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	14,81	66	1,67	0	70
1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	14,63	59	1,67	0	70
2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	14,26	57	2,65	10,3	68
1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	7,66	59	1,67	0	70
1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,17	52	1,67	2,14	74
1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	30,09	58	1,87	3,44	69
2,25	1,07	9,29	4,42	2,19	449	451	447	420	420	421	419	11,94	53	2,13	0	72
2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	1,18	65	2,13	0	69
1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	22	55	1,63	0	69
2,25	1,07	9,29	4,42	2,19	449	451	447	420	420	421	419	11,94	53	2,13	0	72
2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	17,53	66	2,13	1,53	69
1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,17	52	1,67	2,14	74
2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	7,53	65	2,13	6,44	70
1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	17,93	54	1,87	10,2	68
1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	14,81	66	1,67	0	70
1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	22	55	1,63	0	69
2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	446	420	418	421	420	19,64	55	2,65	15,59	66
1,72	1,28	9,61	3,89	1,92	450	449	451	420	418	420	420	19,98	56	1,63	0	70
1,72	1,28	9,61	3,89	1,92	450	449	451	420	418	420	420	20,55	52	1,63	0	70
2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	18,44	55	2,65	10,35	67

Figura 26: Parte da planilha utilizada na criação da rede neural.

As variáveis de saída importantes para o processo são duas, como apresenta a Figura 25. Definiu-se, a partir daí, que deveriam ser criados três modelos de rede: um utilizando somente o alinhamento de Sn como saída (AlSn S), outro utilizando somente as medidas de dureza (Liga S) e, por último, uma rede relacionando os dois valores, buscando entender qual influência que uma variável de saída tem sobre a outra.

4.2.1. Alinhamento de Sn como variável de saída

Dentro do *menu* do NeuroSolutions for Excel, define-se as colunas de dados de entrada e saída, iniciando a fase de coleta de dados e separação de conjuntos, como mostra a Figura 27. Percebe-se, na Figura 26, que a variável espessura de saída (Esp S) é uma entrada do programa, entretanto, não será utilizada na concepção dessa rede, pois o alinhamento de Sn não sofre influência no passe de redução, uma vez que o encruamento dado à tira é insuficiente e não homogêneo.

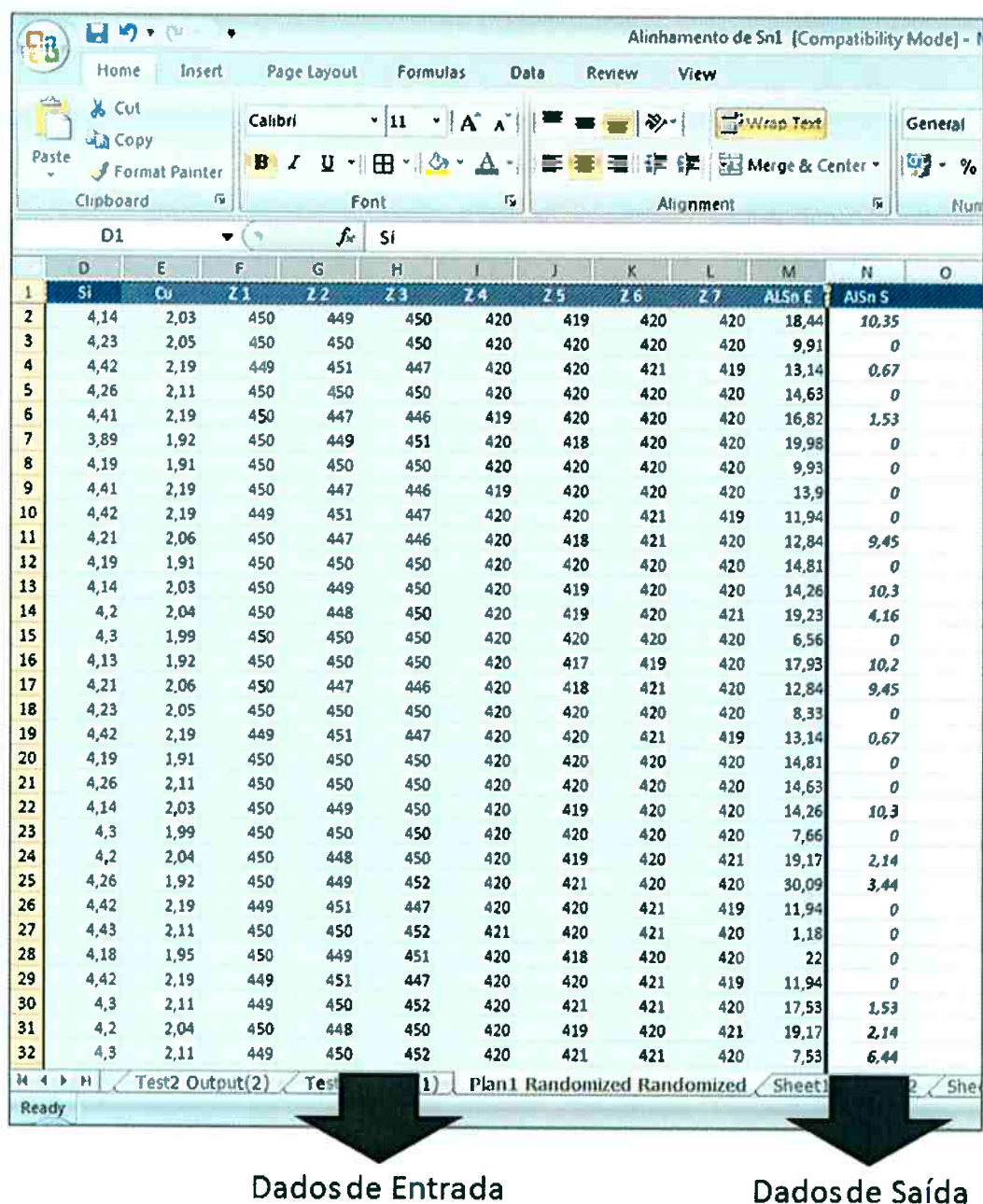


Figura 27: Coleta e separação de dados de entrada e saída.

Após selecionar as colunas de entrada e de saída, devem-se determinar as linhas de treinamento, validação e teste. Nesta etapa, cada conjunto recebe uma cor padronizada, sendo preto, vermelho e azul respectivamente. A Figura 28 exemplifica o citado anteriormente.

Em seguida inicia-se a etapa de construção da rede em que o programa apresenta onze modelos neurais, ou lógicas matemáticas, que podem ser usados. Os modelos são apresentados na Figura 29. Esse relatório tem como um dos objetivos encontrar qual modelo mais se aproxima da realidade, isto é, qual oferece a melhor confiabilidade de cálculo (fator r – coeficiente de correlação linear). Para isso, todas as lógicas foram testadas e os resultados de confiabilidade são apresentados na Figura 30.

1	Esp E	Vel	Sn	Sl	Cu	Z 1	Z 2	Z 3	Z 4	Z 5	Z 6	Z 7	ALSn E	ALSn S
42	1,72	1,28	9,61	3,89	1,92	450	449	451	420	418	420	420	19,98	0
43	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	6,91	1,15
44	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	19,28	0
45	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	24,34	6,55
46	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	19,28	0
47	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	17,93	10,2
48	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	38,15	7,62
49	2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	448	420	418	421	420	19,64	15,55
50	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	3158	0
51	2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	448	420	418	421	420	19,64	15,55
52	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	9,91	0
53	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	2126	0
54	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	448	419	420	420	420	16,82	1,57
55	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	448	419	420	420	420	16,82	1,57
56	1,72	1,28	9,61	3,89	1,92	450	449	451	420	418	420	420	20,55	0
57	1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	6,89	0
58	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	448	419	420	420	420	13,9	0
59	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	6,56	0
60	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	38,15	7,62
61	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	19,28	0
62	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	14,63	0
63	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	7,53	6,44
64	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	7,66	0
65	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	7,66	0
66	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	6,91	1,15
67	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	24,34	6,55
68	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	9,91	0
69	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	22	0
70	2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	448	420	418	421	420	12,84	8,15
71	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	7,53	6,44
72	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	8,33	0
73	1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,23	4,16
74	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	6,56	0
75	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	1,18	0
76	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	17,53	1,57
77	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	24,34	6,55
78	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	3158	0
79	1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	9,93	0
80	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	2126	0
81	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	8,33	0
82	2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	18,44	10,35
83	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	1,18	0
84	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	448	419	420	420	420	13,9	0
85	1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,23	4,16
86	2,25	1,07	9,29	4,42	2,19	449	451	447	420	420	421	419	13,14	6,67

→ Dados de Treino

→ Dados de Validação

→ Dados de Teste

Figura 28: Classificação por cores dos grupos selecionados.

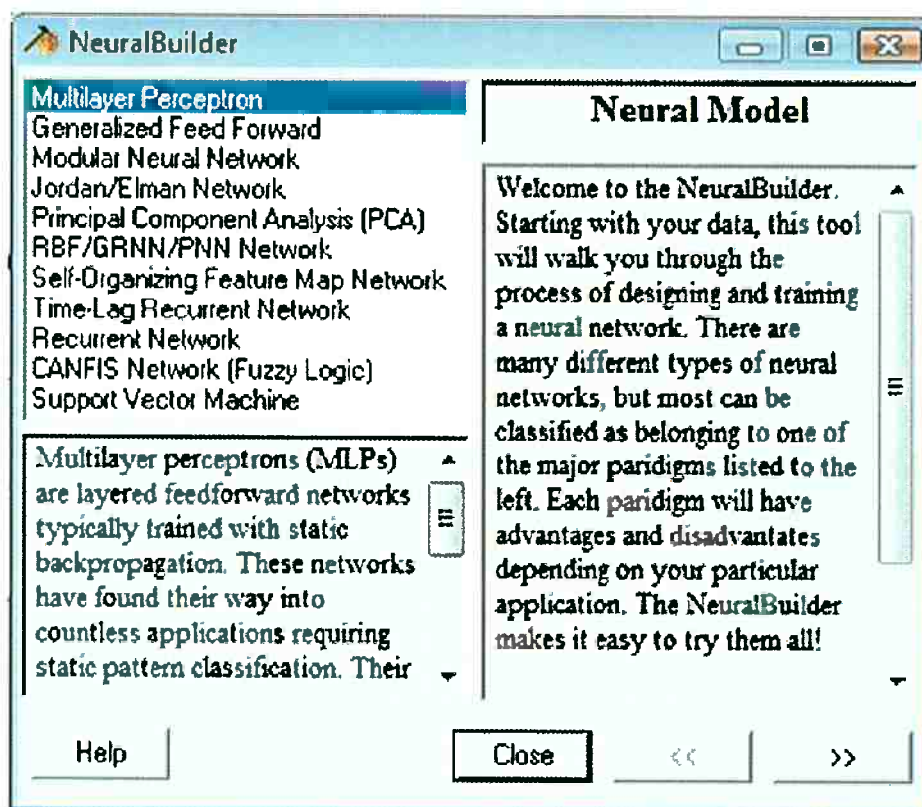


Figura 29: Modelos neurais fornecidos pelo programa.

	Alinhamento de Sn (%)
Multilayer Perceptron (MLP)	0,994448653
Generalized feedforward	0,96852928
Modular Neural Network	0,974950853
Jordan and Elman networks	0,743193293
Principal component analysis networks (PCAs)	0,972951895
Radial basis function (RBF)	0,978484757
Self-organizing feature maps (SOFMs)	0,965366323
Time lagged recurrent networks (TLRNs)	0,97191888
recurrent networks	0,448697514
CANFIS (Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System)	-
Support Vector Machine (SVM)	0,843410734

Figura 30: Índice de confiabilidade (fator r) para todos os modelos neurais (Alinhamento de Sn).

Avaliando a Figura 30, percebe-se que o melhor modelo a ser usado é o Multilayer Perceptron (MLP), o que normalmente ocorre para a maioria dos casos

pois esse modelo foi concebido para resolver problemas mais complexos, os quais não poderiam ser resolvidos por modelos mais básicos.

Para essa rede, utilizou-se somente uma camada oculta, ou camada intermediária, entretanto, trabalhou-se com 10.000 iterações para teste, ou *epoch*, como define o programa. Assim, foi possível encontrar um erro de aproximação muito menor do que usando o padrão de 1.000 iterações. O modelo da rede neural está exemplificado na Figura 31. Após definir as camadas intermediárias e o número de iterações, deve-se construir a rede, apresentada pelo programa NeuroSolutions na forma mostrada pela Figura 32.

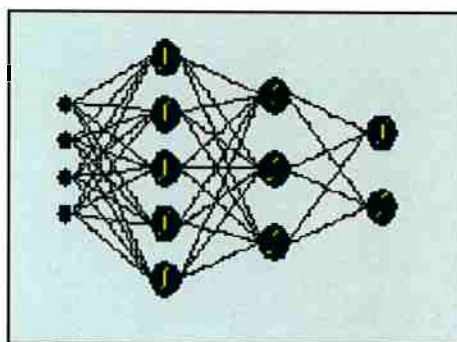


Figura 31: Esquema da MLP.

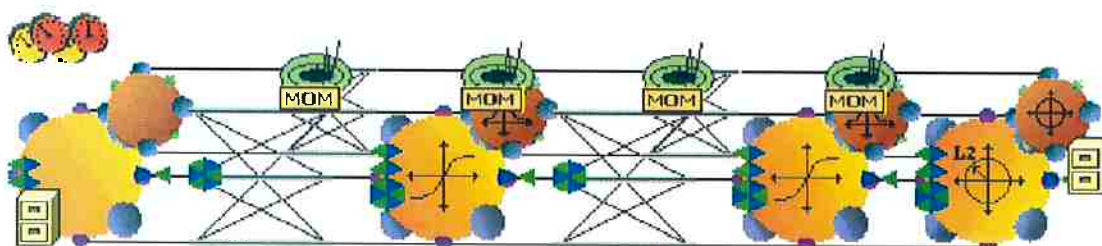


Figura 32: Rede construída (MLP).

Concluída a fase de coleta de dados, separação em conjuntos e a configuração da rede, o próximo passo é treiná-la, a partir dos dados escolhidos, de forma que não haja excesso de treinamento, pois pode haver divergência no resultado. Com o término dessa etapa, analisa-se a aderência da curva de treinamento com a de validação, mostrando a efetividade da rede treinada. Na Figura 33 observa-se a boa proximidade entre elas.

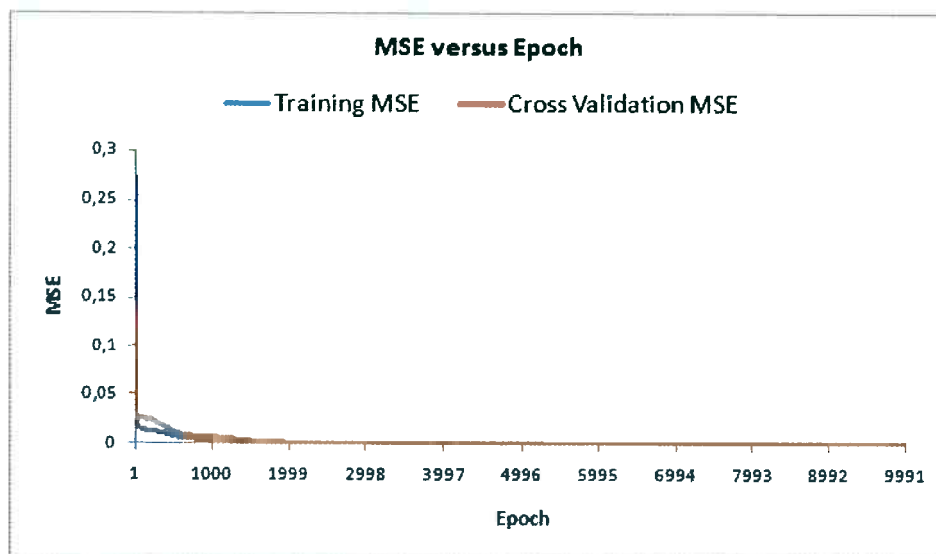


Figura 33: Curvas de treino e validação.

O passo seguinte consiste em testar a rede. Dessa forma, comparam-se as curvas de saída, tanto da experimental (AISn S) quanto a gerada pela rede (AISn S Output). Nesta etapa é apresentado o índice de confiabilidade da rede (fator r), que, no caso, foi de 99,445 %. A Figura 34 apresenta o gráfico demonstrativo e a boa aderência da curva experimental para a calculada.

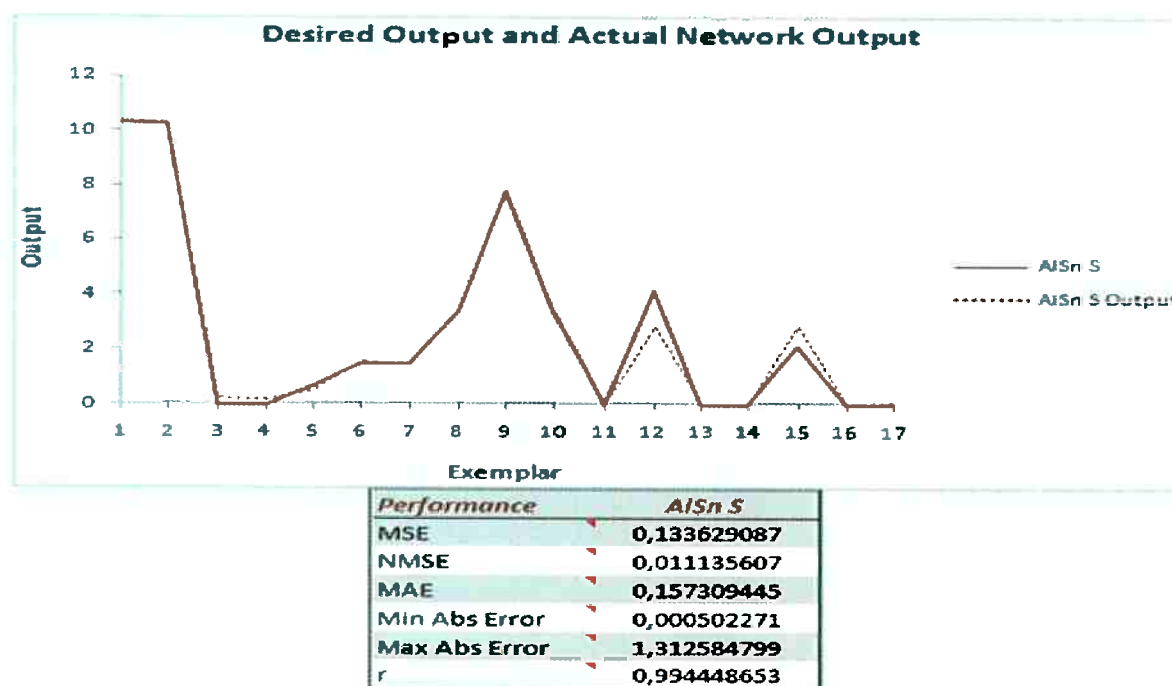


Figura 34: Gráfico demonstrativo da curva experimental e calculada pela rede neural (alinhamento de Sn).

Percebe-se pela Figura 34 que existem poucas divergências entre os valores experimentais e calculados. O gráfico da Figura 35 apresenta a relação dos pontos experimentais com os calculados pela rede e, é possível observar que existem dois pontos críticos, circulos em vermelho, apresentando erros maiores de cálculo. Esses valores pertencem a OP 3, que como mencionado anteriormente apresentou uma velocidade diferente da ficha técnica e a rede neural não é capaz de entender e corrigir essa divergência. O mesmo não foi observado para a OP 5, tem a mesma espessura que a OP 3, e foi tratada com a velocidade correta.

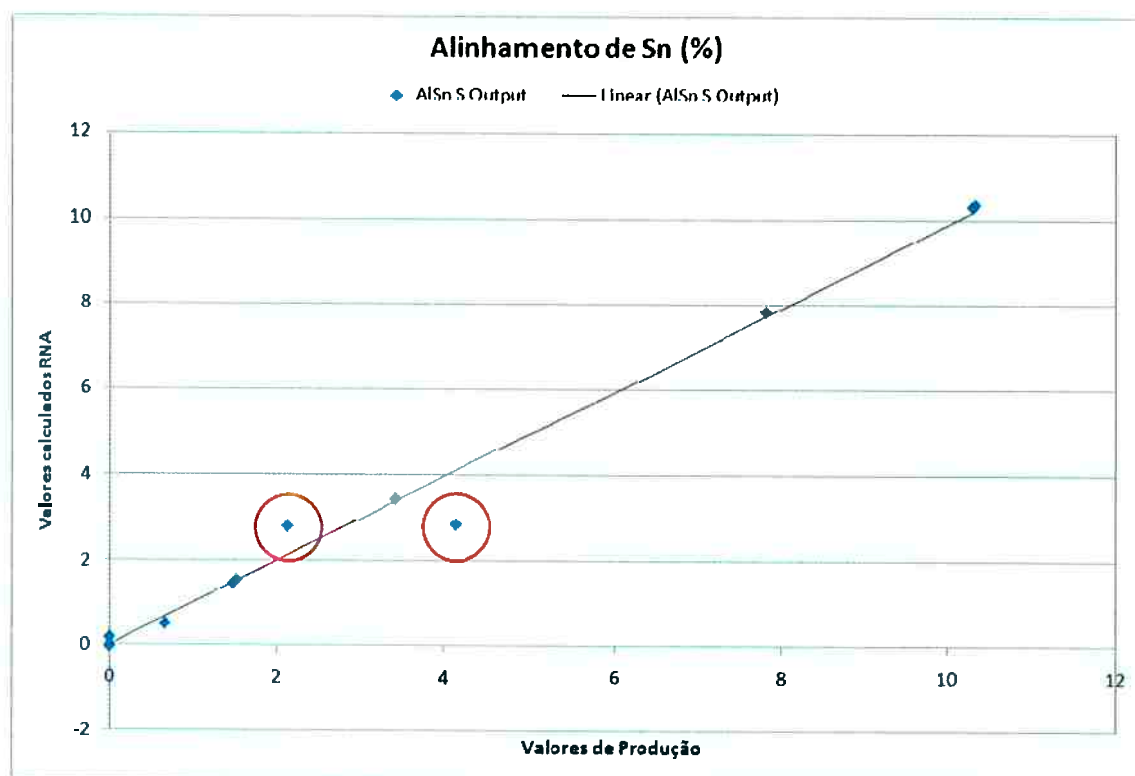


Figura 35: Alinhamento de Sn calculado pela rede X valores de produção.

O programa também é capaz de mostrar a sensibilidade que cada variável de entrada tem sobre a variável de saída, ou seja, mostra qual o parâmetro que tem maior influência no resultado final. Da mesma maneira, apresenta separadamente, de forma gráfica, o efeito de cada variável de entrada em relação à de saída. A Figura 36 apresenta o gráfico da sensibilidade relativa de todas as variáveis em relação ao alinhamento de Sn de saída. A Figura 37; Figura 38; Figura 39; Figura 40; Figura 41; Figura 42; Figura 43; Figura 44; Figura 45; Figura 46; Figura 47; Figura 48

e Figura 49 apresentam separadamente a efeito de cada variável sobre o filme de Sn interfacial de saída.

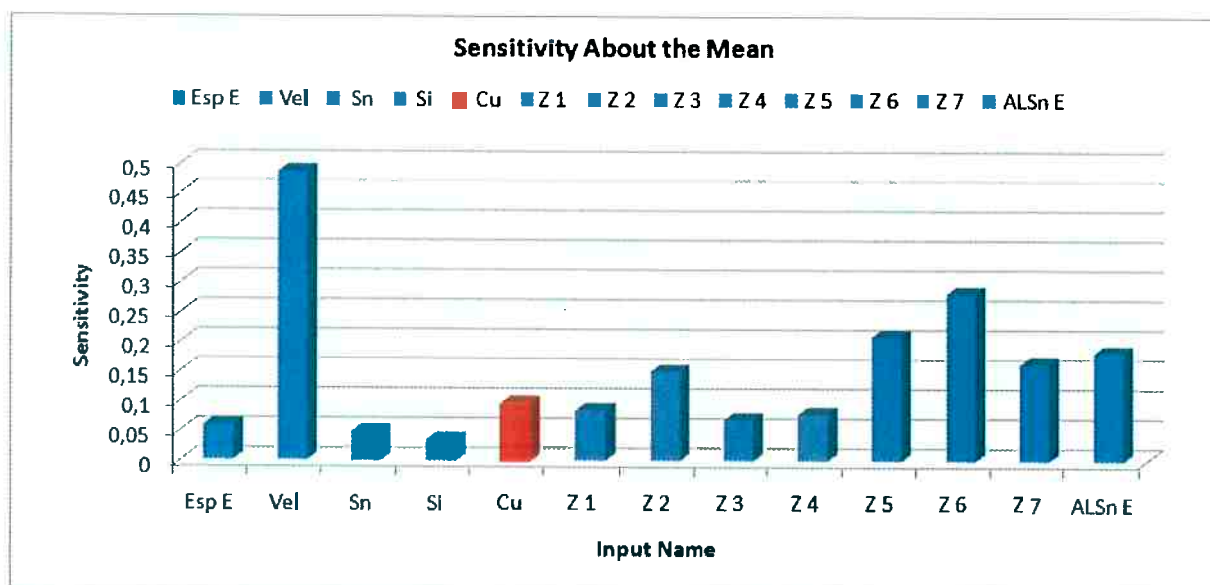


Figura 36: Sensibilidade das variáveis de entrada em relação ao ALSn S.

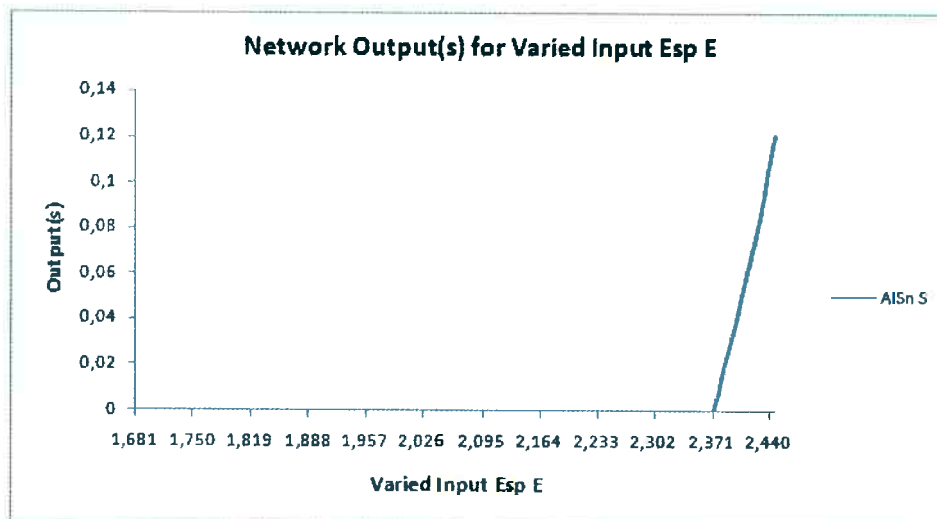


Figura 37: Efeito da espessura de entrada sobre o alinhamento de Sn de saída.

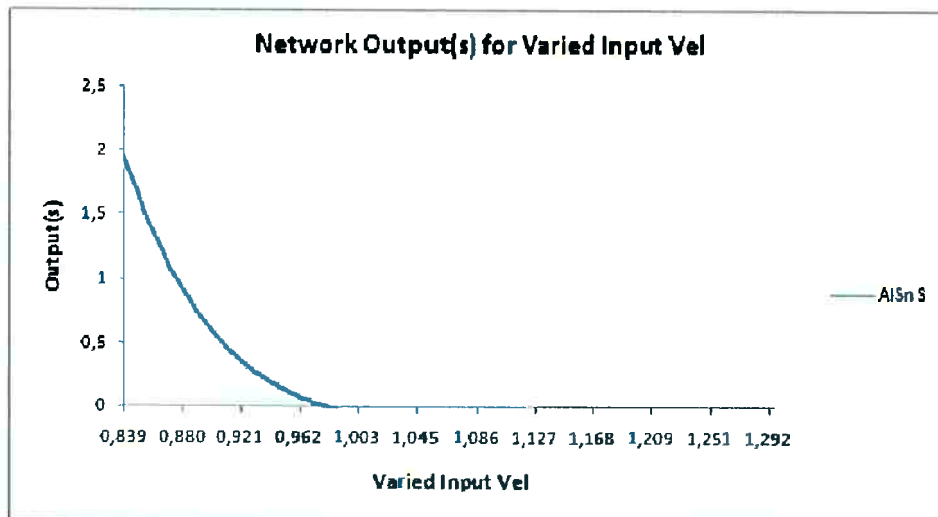


Figura 38: Efeito da velocidade de entrada sobre o alinhamento de Sn de saída

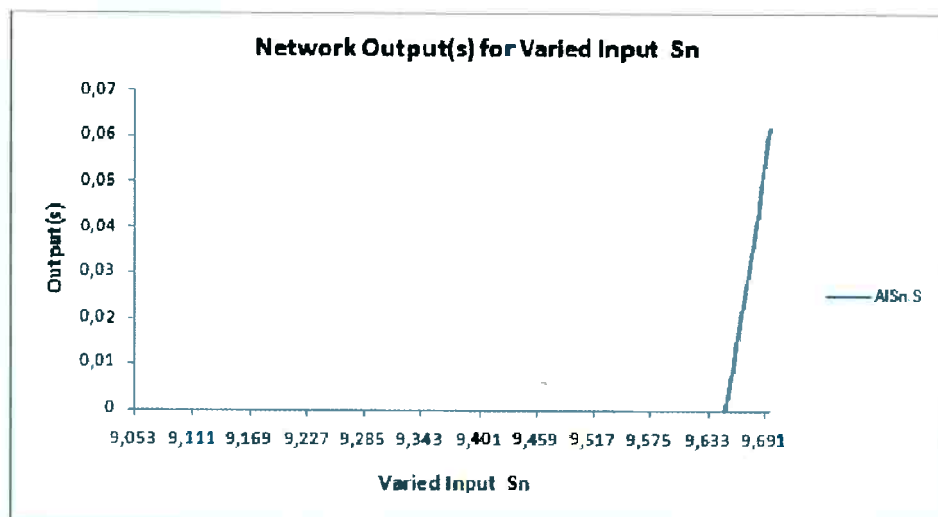


Figura 39: Efeito do teor de Sn da liga sobre o alinhamento de Sn de saída

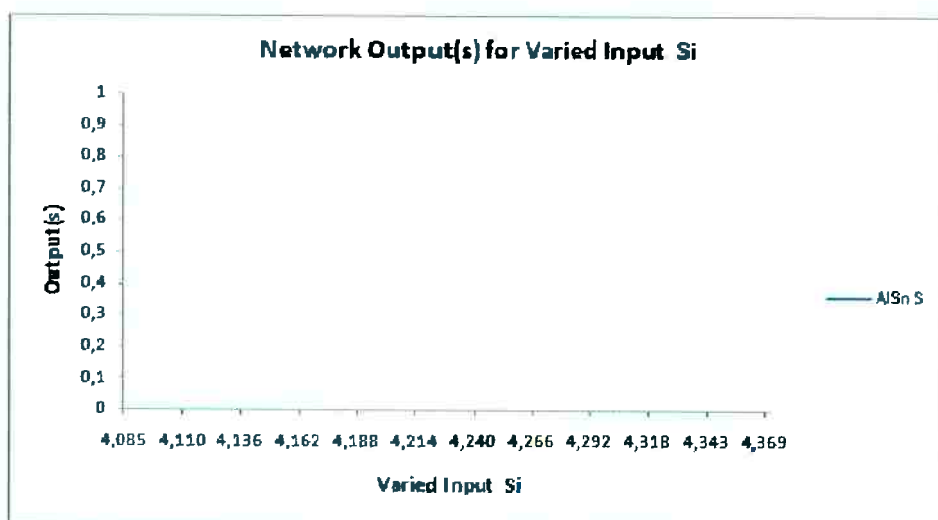


Figura 40: Efeito do teor de Si da liga sobre o alinhamento de Sn de saída.

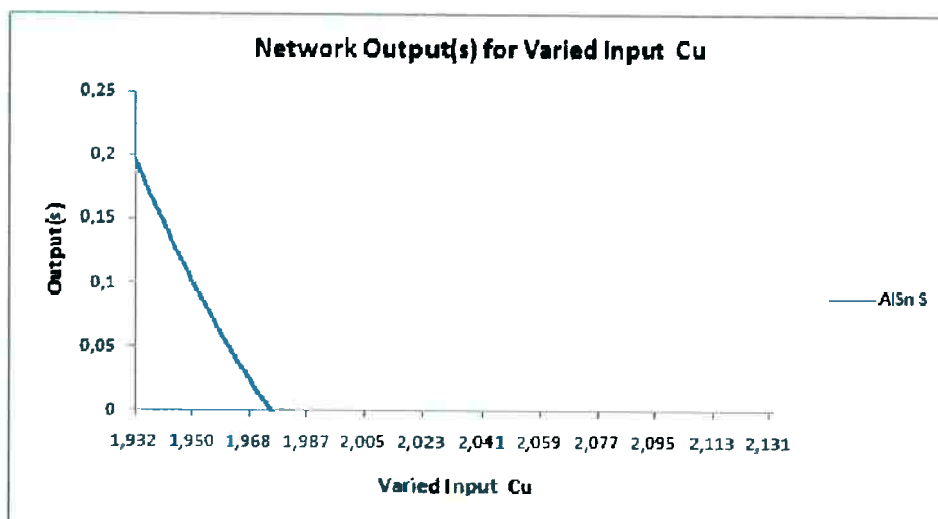


Figura 41: Efeito do teor de Cu da liga sobre o alinhamento de Sn de saída.

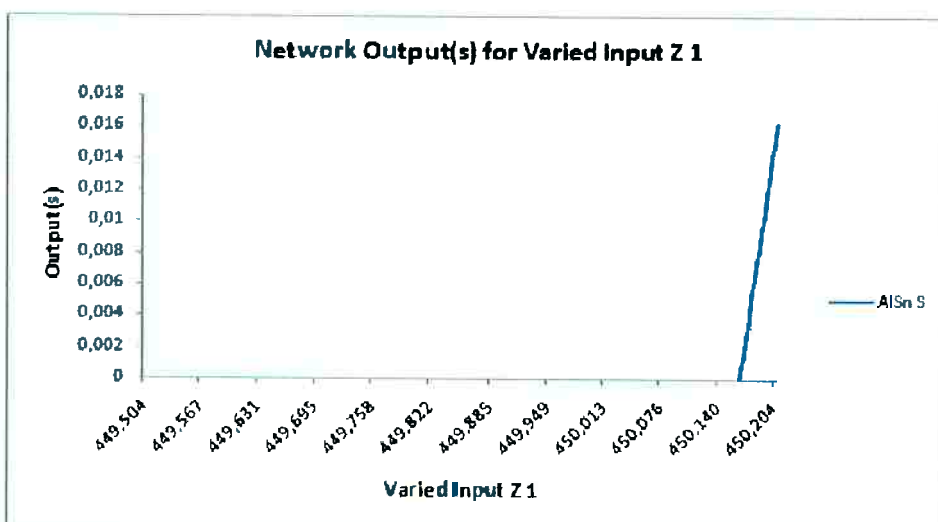


Figura 42: Efeito da temperatura da Zona 1 sobre o alinhamento de Sn de saída.

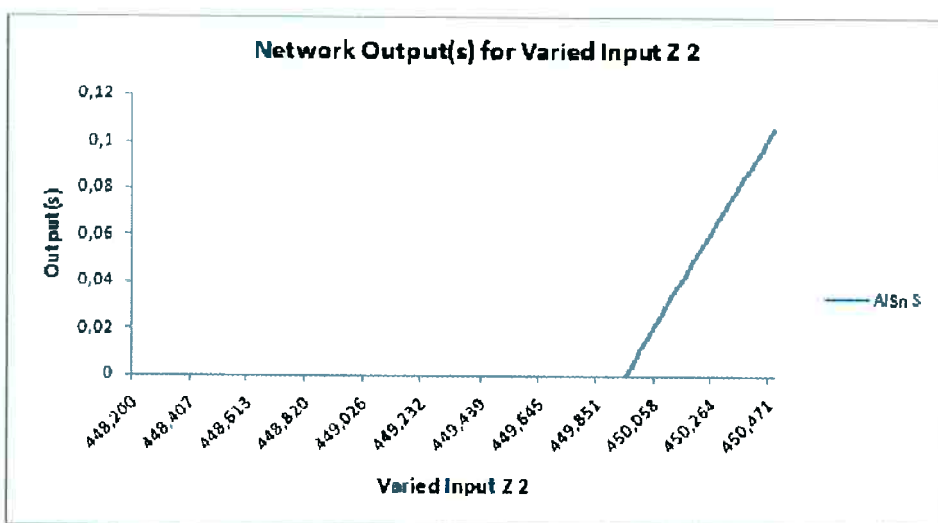


Figura 43: Efeito da temperatura da Zona 2 sobre o alinhamento de Sn de saída.

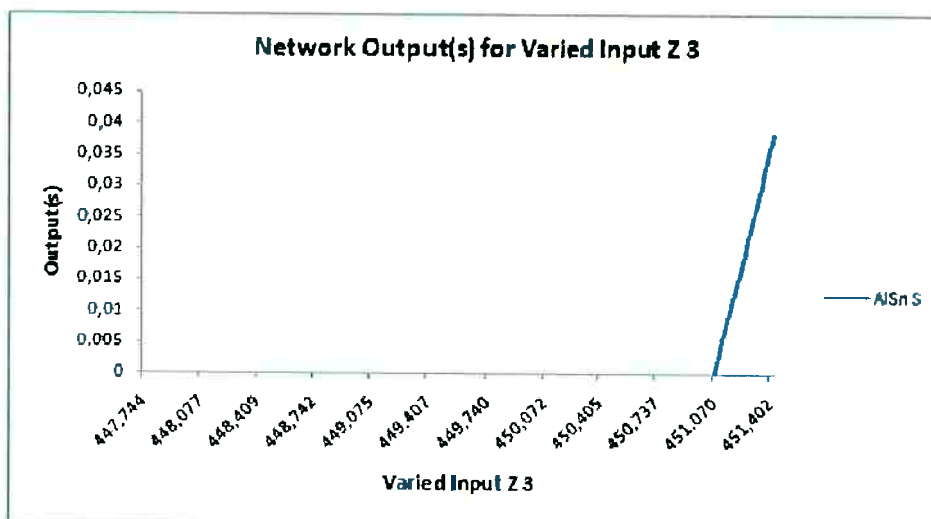


Figura 44:: Efeito da temperatura da Zona 3 sobre o alinhamento de Sn de saída.

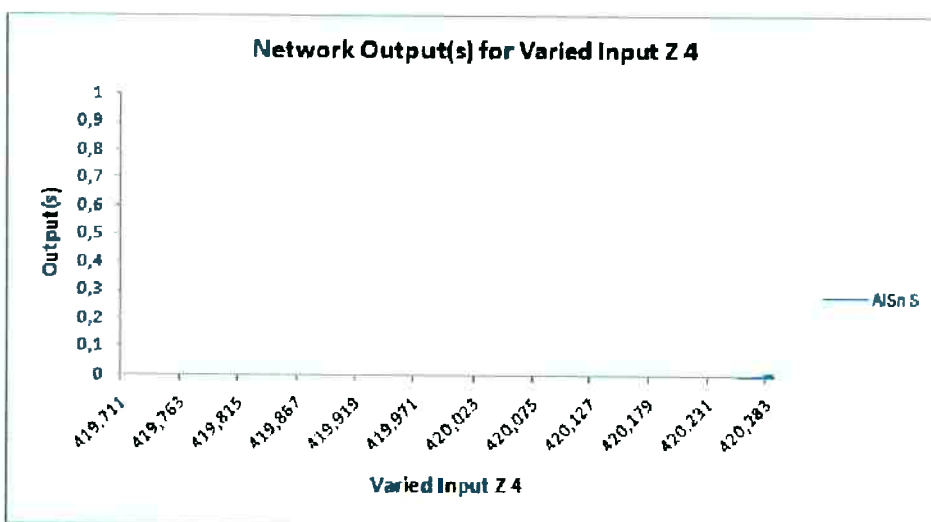


Figura 45: Efeito da temperatura da Zona 4 sobre o alinhamento de Sn de saída.

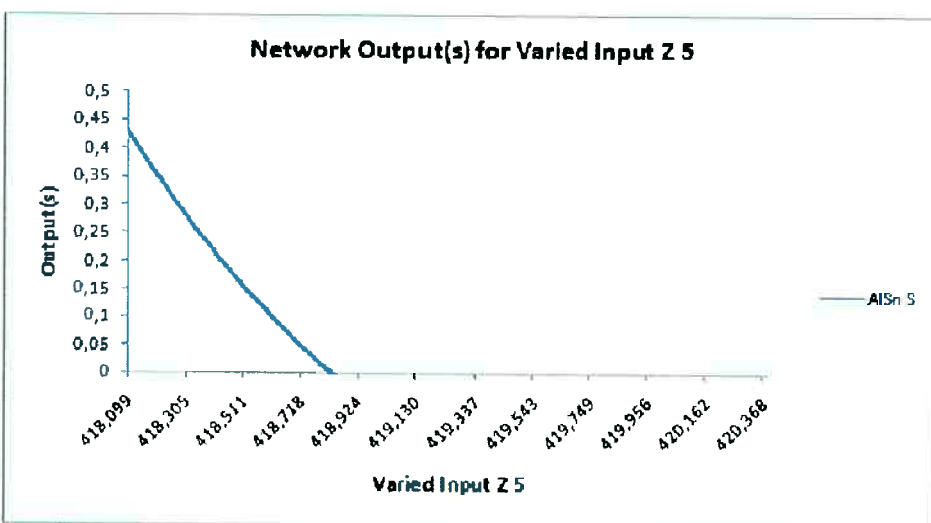


Figura 46: Efeito da temperatura da Zona 5 sobre o alinhamento de Sn de saída.

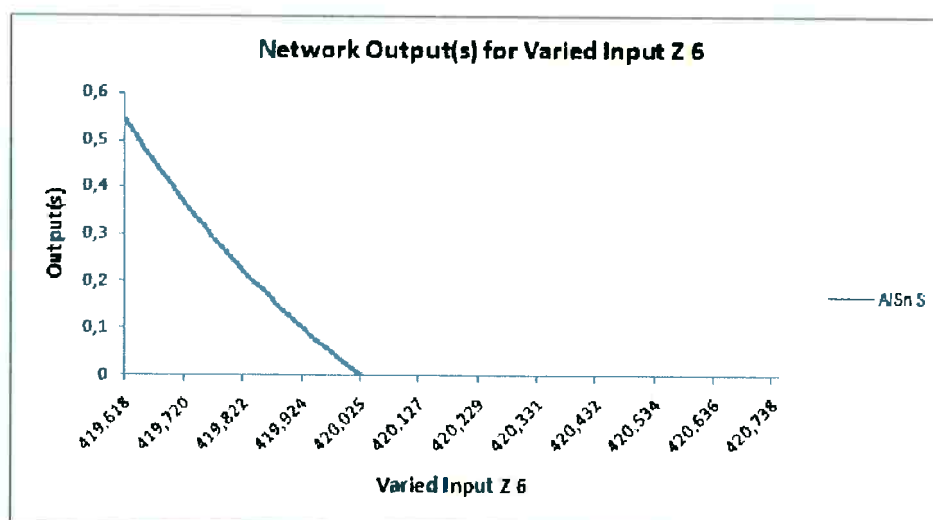


Figura 47: Efeito da temperatura da Zona 6 sobre o alinhamento de Sn de saída.

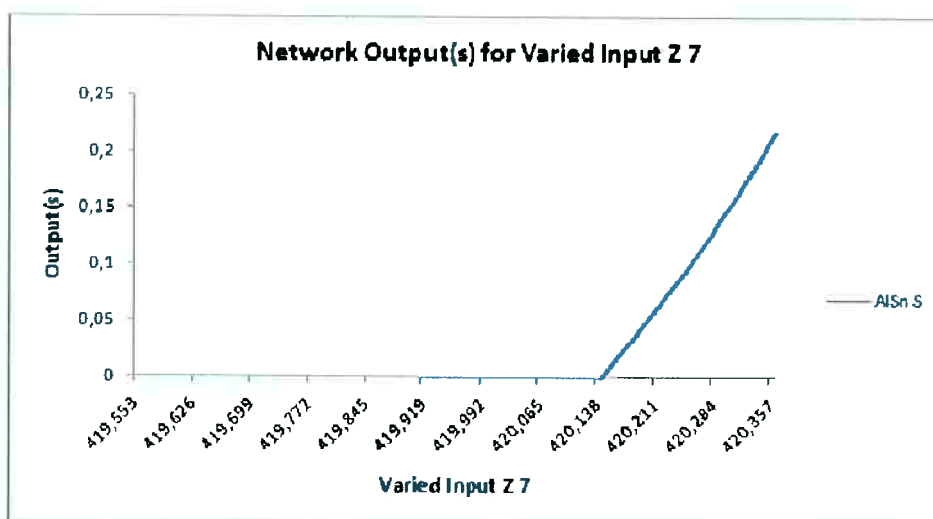


Figura 48: Efeito da temperatura da Zona 6 sobre o alinhamento de Sn de saída.

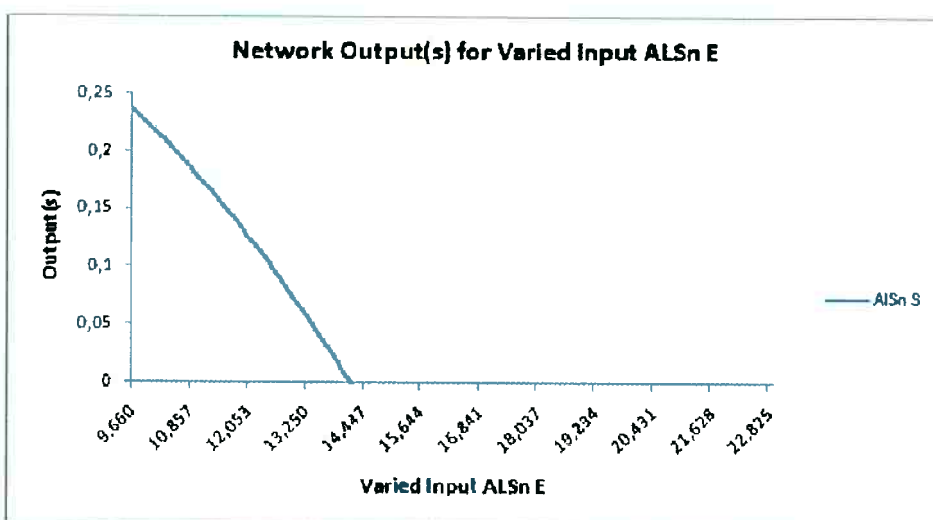


Figura 49: Efeito do alinhamento de Sn de entrada sobre o alinhamento de Sn de saída.

4.2.2. Dureza de liga como variável de saída

Para a dureza de liga foi feito o mesmo estudo que com os alinhamentos de Sn de saída. Portanto, a mesma divisão de blocos e conjuntos foi realizada com a planilha, incluindo a espessura de saída (Esp S). Isso por que, como foi dito anteriormente, pequenos passes de redução causam o encruamento dos materiais, aumentando significativamente a dureza da liga. A Figura 50 mostra, juntamente, as colunas de variáveis de saída e de entrada, além das linhas de treino, validação e teste.

1	Esp E	Yel	Sn	Si	Cu	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	Liga	Esp S	Liga
47	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	54	1,97	68
48	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	54	1,97	68
49	2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	446	420	418	421	420	55	2,65	68
50	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	50	1,63	68
51	2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	446	420	418	421	420	55	2,65	68
52	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	58	1,67	68
53	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	54	1,67	68
54	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	446	419	420	420	420	57	2,13	70
55	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	446	419	420	420	420	57	2,13	70
56	1,72	1,28	9,61	3,89	1,92	450	449	451	420	418	420	420	52	1,63	70
57	1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	57	1,67	72
58	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	446	419	420	420	420	55	2,13	72
59	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	64	1,67	71
60	1,96	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	54	1,87	68
61	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	52	1,67	68
62	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	58	1,67	70
63	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	65	2,13	70
64	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	58	1,67	70
65	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	59	1,67	70
66	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	62	2,13	68
67	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	68	1,87	71
68	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	58	1,67	68
69	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	55	1,63	68
70	2,8	0,64	9,27	4,21	2,06	450	447	446	420	418	421	420	57	2,65	68
71	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	65	2,13	70
72	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	58	1,67	68
73	1,77	0,82	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	58	1,67	70
74	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	64	1,67	71
75	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	65	2,13	68
76	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	66	2,13	68
77	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	66	1,87	71
78	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	50	1,63	68
79	1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	64	1,67	72
80	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	54	1,67	67
81	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	58	1,67	68
82	2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	55	2,65	67
83	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	65	2,13	68
84	2,25	1,07	9,53	4,41	2,19	450	447	446	419	420	420	420	55	2,13	72
85	1,77	1,25	9,2	4,3	1,99	450	450	450	420	420	420	420	64	1,67	71

→ Dados de Treino

→ Dados de Validação

→ Dados de Teste

Test2 Output(2)

Test2 Output(1)

Plan1 Randomized Randomized

Dados de entrada

Dados de saída

Figura 50: Planilha representativa da separação de variáveis.

Em seguida, construíram-se as redes dentre as onze lógicas oferecidas pelo programa. Os índices de confiabilidade de cada uma estão apresentados na Figura 51. Novamente, a melhor aproximação dos resultados foi mostrada quando se utilizou o modelo Multilayer Perceptron (MLP), com 99,996% de confiabilidade.

	Dureza de Liga (HR15T)
Multilayer Perceptron (MLP)	0,999965757
Generalized feedforward	0,988904849
Modular Neural Network	0,925654704
Jordan and Elman networks	0,827623825
Principal component analysis networks (PCAs)	0,894849404
Radial basis function (RBF)	0,893315949
Self-organizing feature maps (SOFMs)	0,908109553
Time lagged recurrent networks (TLRNs)	0,332540526
recurrent networks	0,62429494
CANFIS (Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System)	-
Support Vector Machine (SVM)	0,905150266

Figura 51: Índice de confiabilidade (fator r) para todos os modelos neurais (dureza de liga).

Após a construção da rede, essa foi treinada, com 25.000 iterações, a partir dos dados escolhidos, de forma que não haja excesso de treinamento. Após o treino, analisaram-se as curvas de treino e validação e o resultado é apresentado na Figura 52.

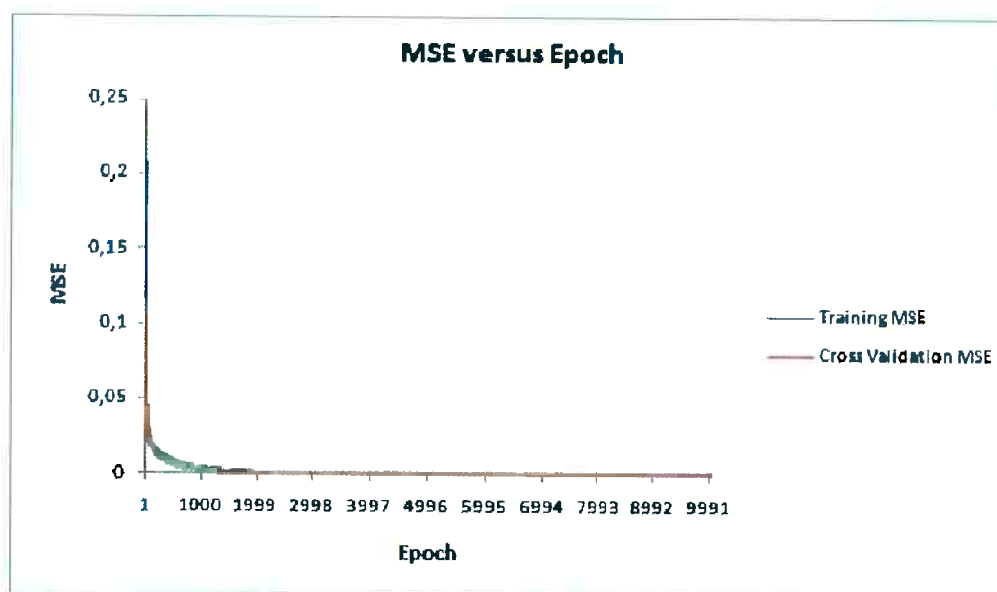


Figura 52: Curvas de treino e validação.

Analisando as curvas de treino e validação, percebe-se que houve boa aderência entre elas e o resultado apresentado foi satisfatório. O passo seguinte é o teste da rede. Dessa forma, compram-se as curvas de saída, tanto da experimental (Liga S) quanto da gerada pela rede (Liga S Output). Nesta etapa é que se apresenta o índice de confiabilidade da rede, mostrado na Figura 51, além das curvas de saída tanto experimental quanto calculada, apresentadas na Figura 53.

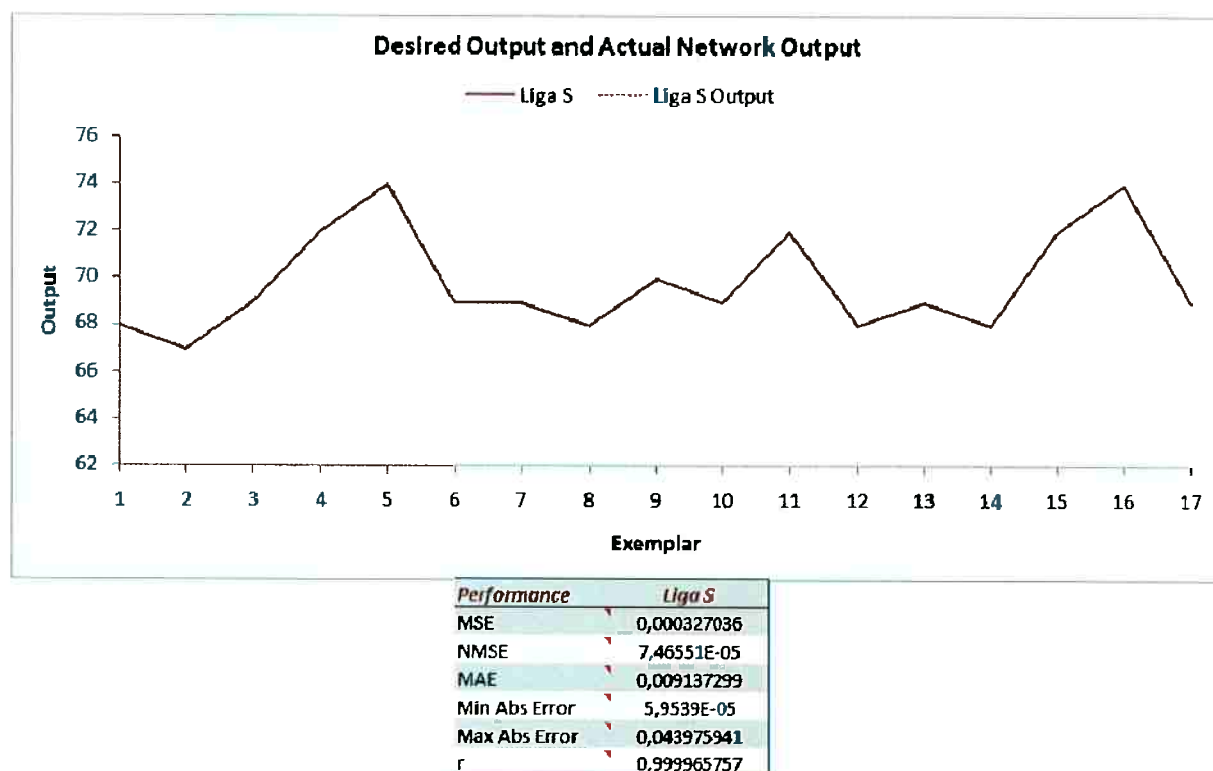


Figura 53: Gráfico demonstrativo das curvas experimental e calculada pela rede neural (Dureza de liga).

Percebe-se, pela Figura 53, que as diferenças entre os valores calculados pela rede e os valores experimentais são desprezíveis. Esse fato é confirmado pela Figura 54, mostrando que praticamente não há erro nos valores calculados, uma vez que fornecem resultados semelhantes aos experimentais.

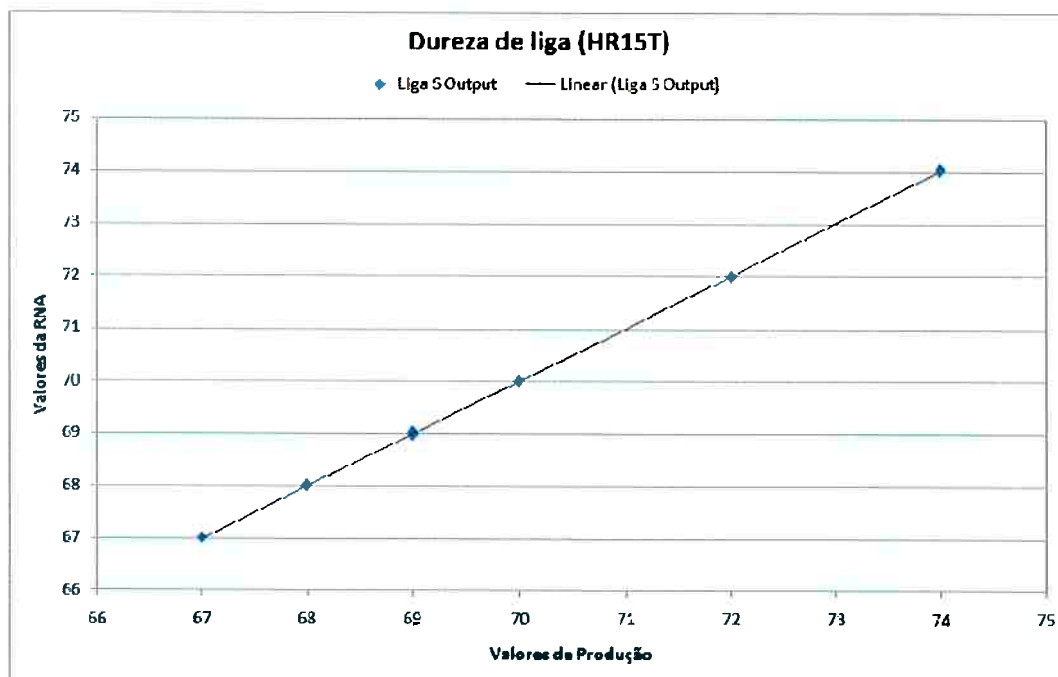


Figura 54: Dureza de liga calculada pela rede vs. Valores experimentais.

Após essas análises, o programa fornece o gráfico de sensibilidade das variáveis de entrada sobre a variável de saída, possibilitando assim, entender como a rede neural interpreta a influência de cada uma delas em relação à saída. A Figura 55 apresenta esse gráfico.

A Figura 56; Figura 57; Figura 58; Figura 59; Figura 60; Figura 61; Figura 62; Figura 63; Figura 64; Figura 65; Figura 66; Figura 67; Figura 68 e Figura 69 apresentam separadamente a influência de cada variável sobre a dureza de liga de saída.

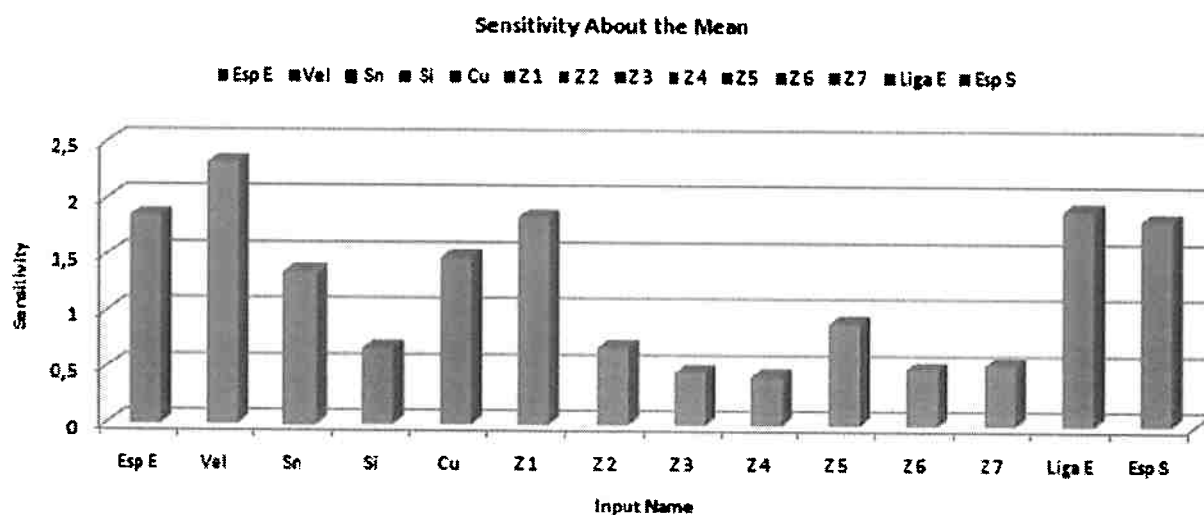


Figura 55: Sensibilidade de cada variável de entrada em relação à saída (Liga S).

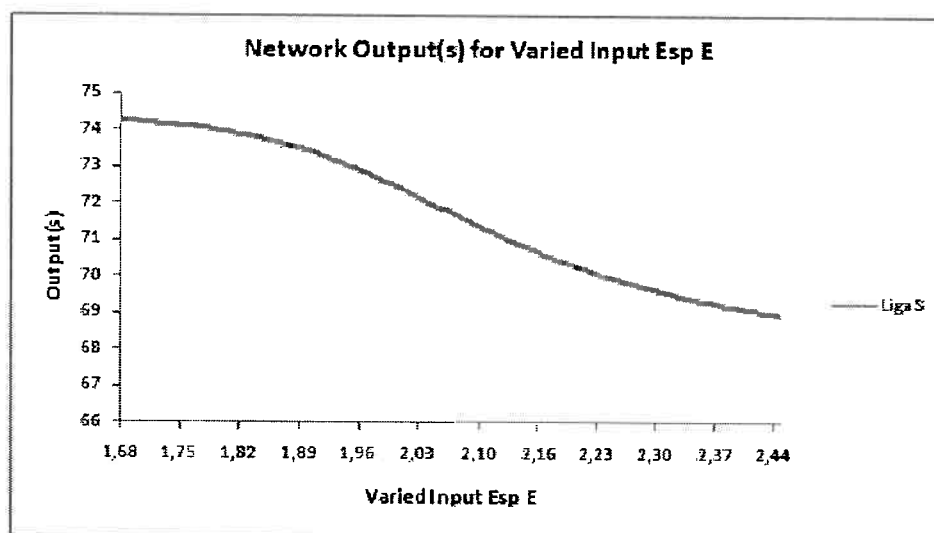


Figura 56: Efeito da espessura de entrada sobre a dureza de liga de saída.

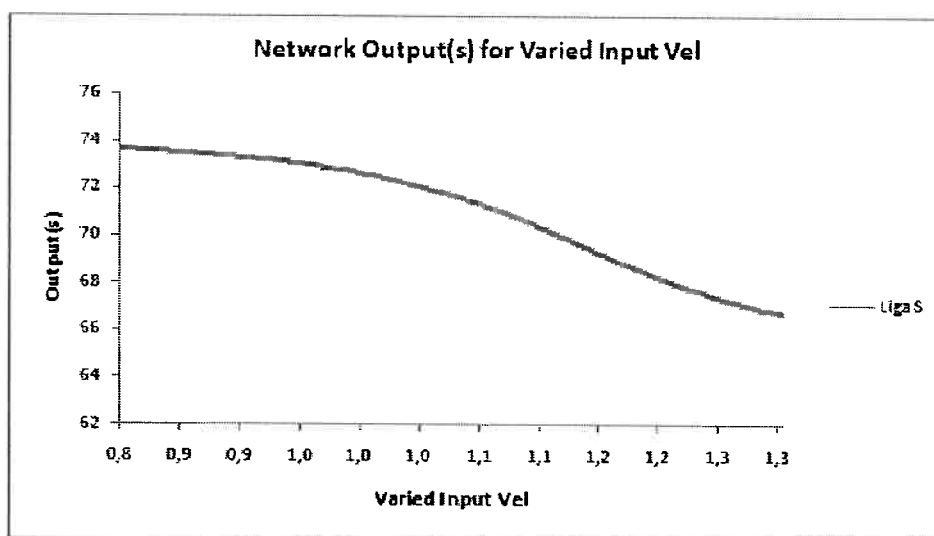


Figura 57: Efeito da velocidade de entrada sobre a dureza de liga de saída.

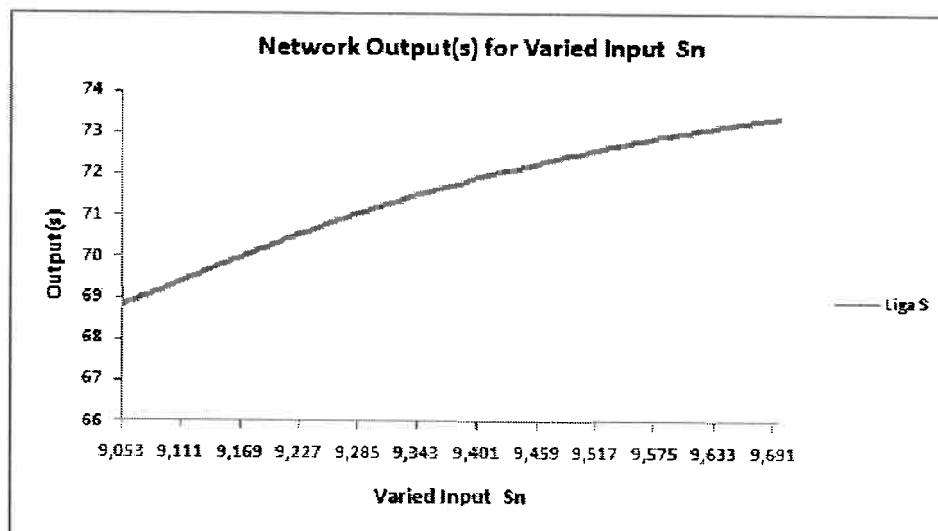


Figura 58: Efeito do teor de Sn sobre a dureza de liga de saída.

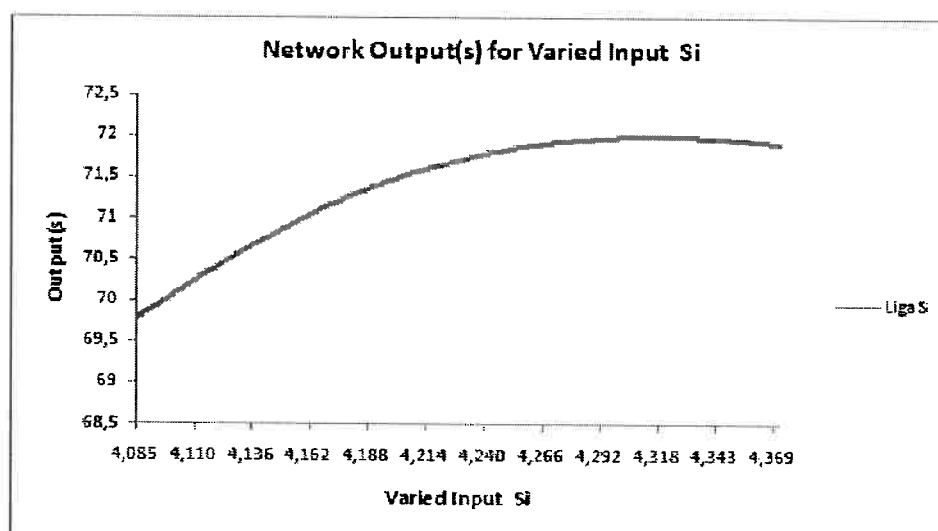


Figura 59: Efeito do teor de Si sobre a dureza de liga de saída.

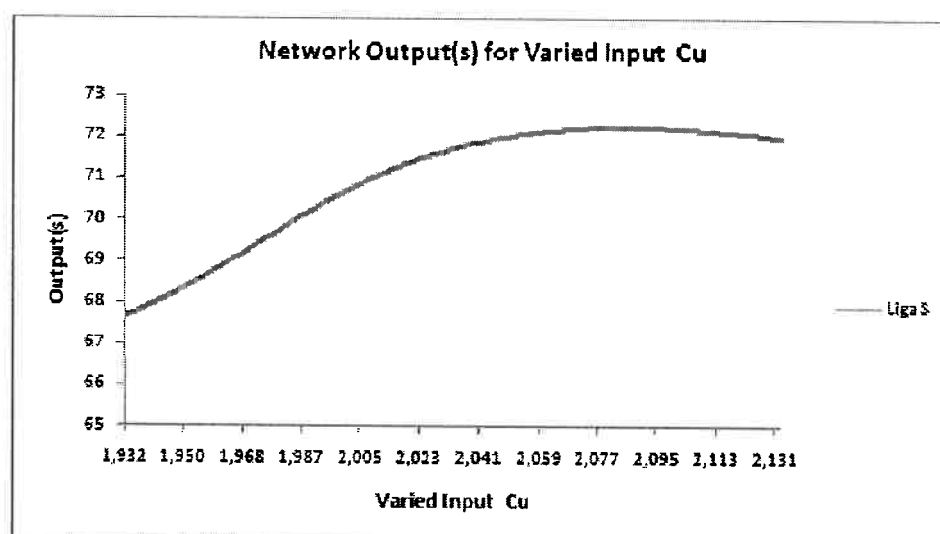


Figura 60: Efeito do teor de Cu sobre a dureza de liga de saída.

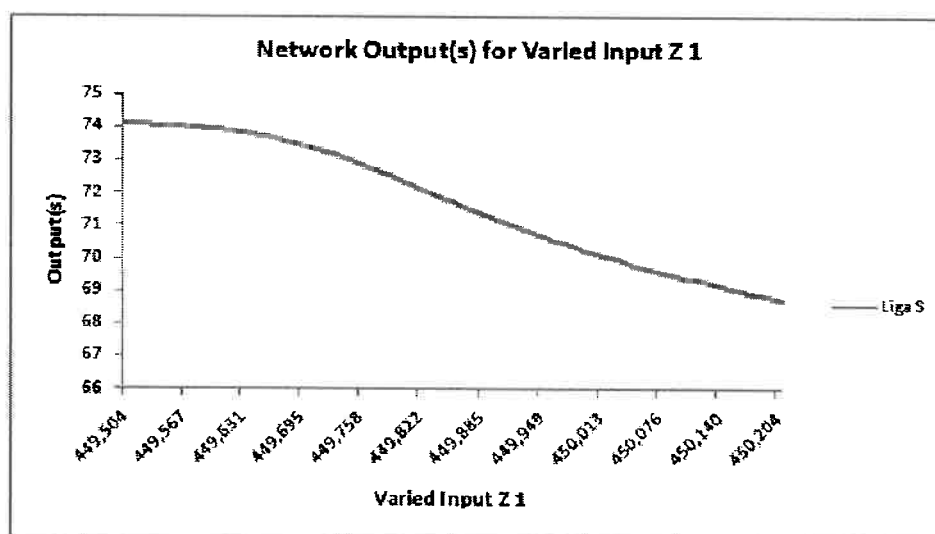


Figura 61: Efeito da temperatura de Zona 1 sobre a dureza de liga de saída.

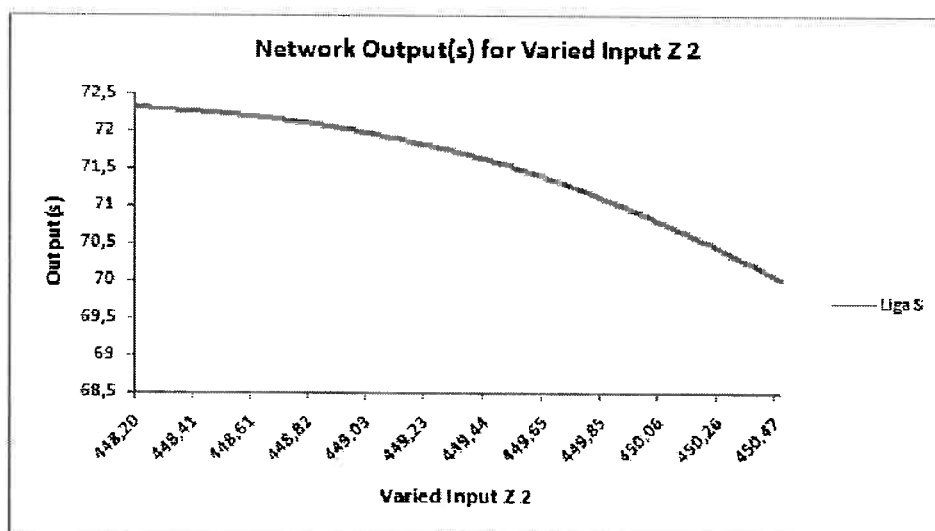


Figura 62: Efeito da temperatura de Zona 2 sobre a dureza de liga de saída.

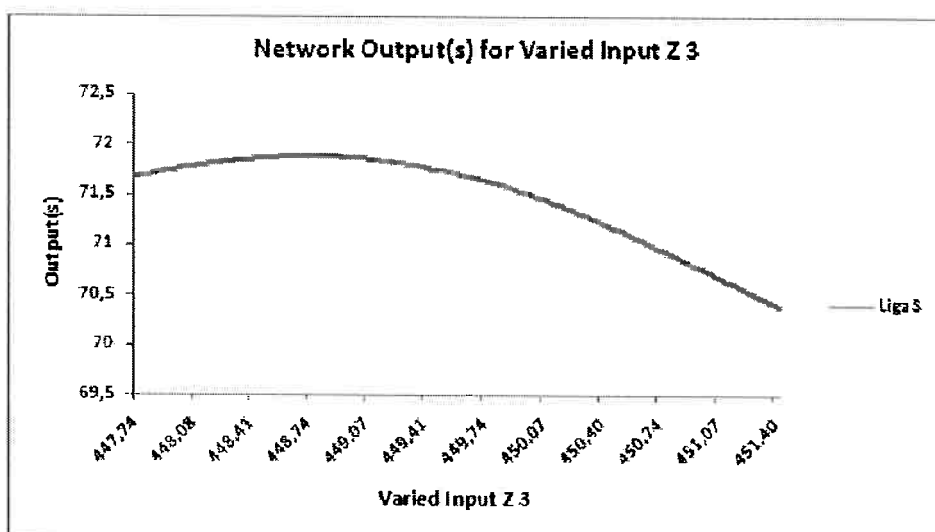


Figura 63: Efeito da temperatura de Zona 3 sobre a dureza de liga de saída.

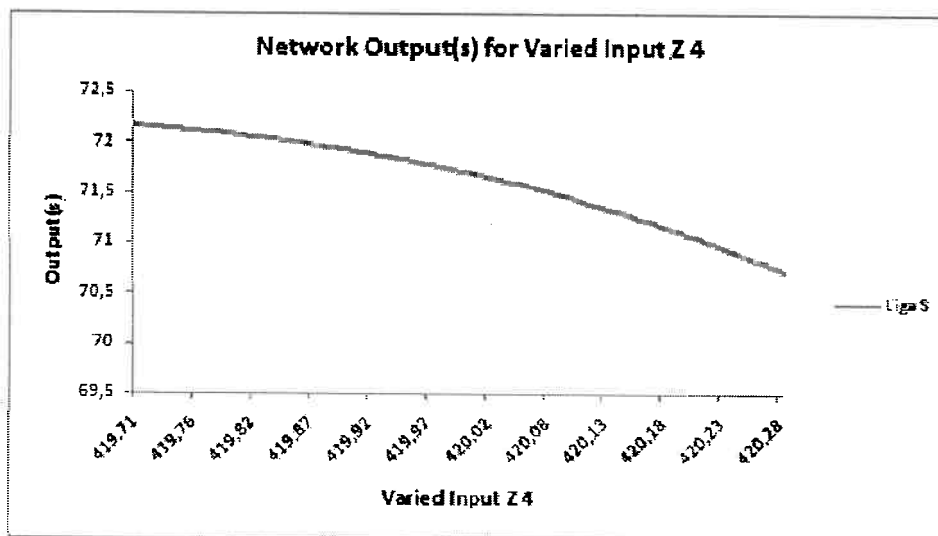


Figura 64: Efeito da temperatura de Zona 4 sobre a dureza de liga de saída.

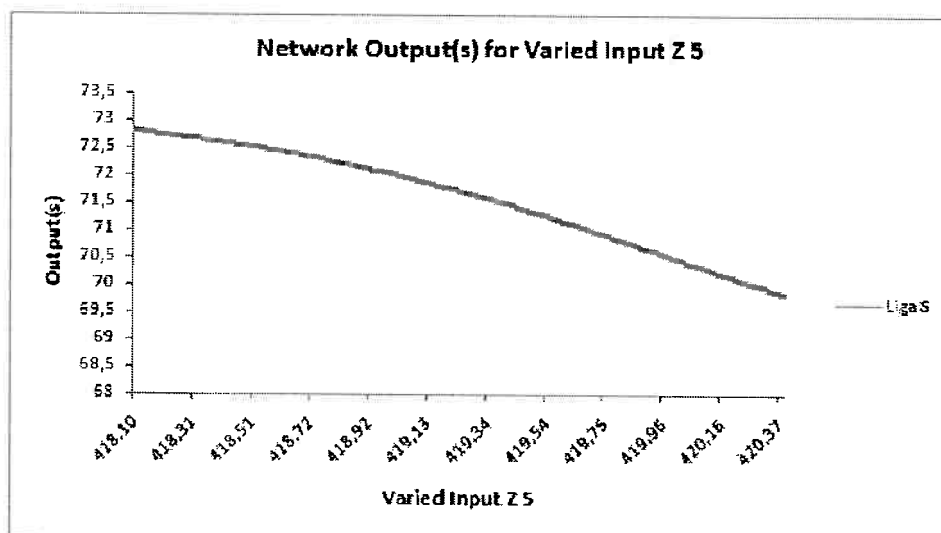


Figura 65: Efeito da temperatura de Zona 5 sobre a dureza de liga de saída.

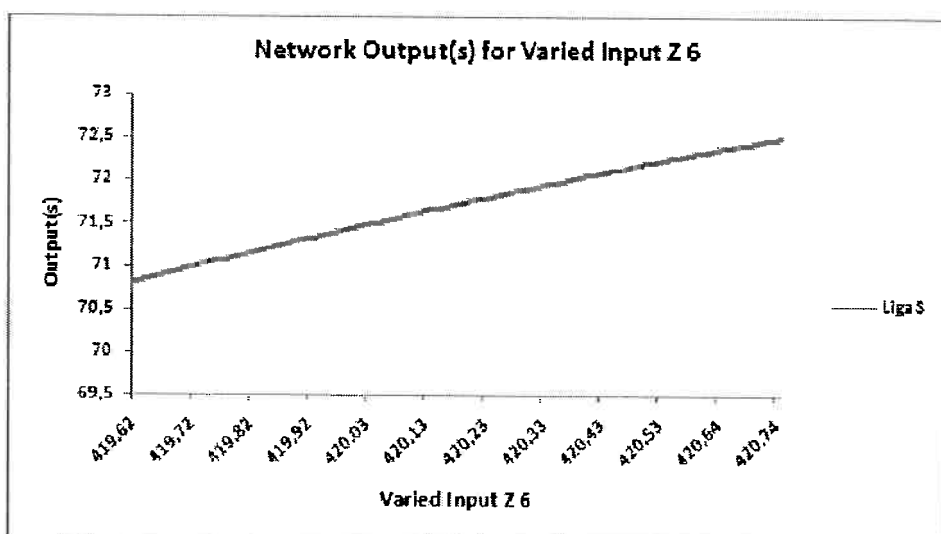


Figura 66: Efeito da temperatura de Zona 6 sobre a dureza de liga de saída.

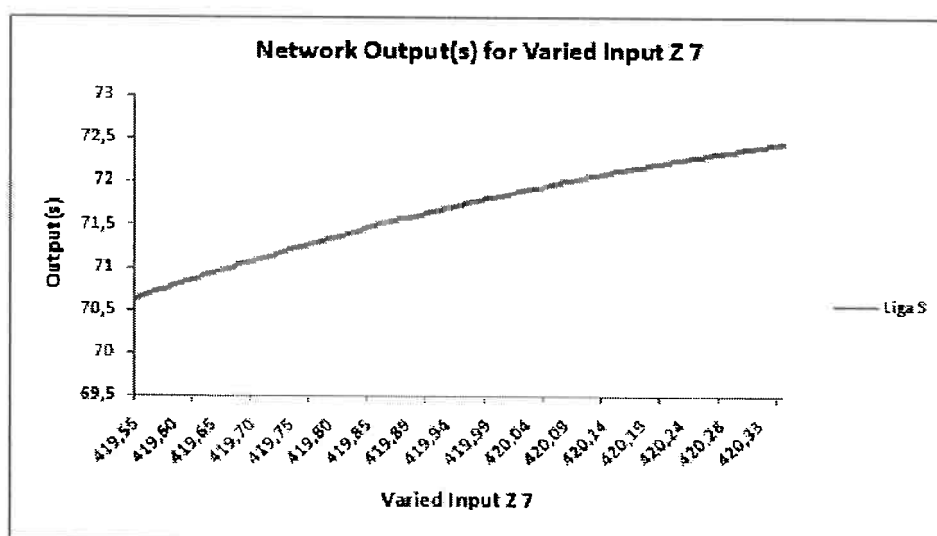


Figura 67: Efeito da temperatura de Zona 7 sobre a dureza de liga de saída.

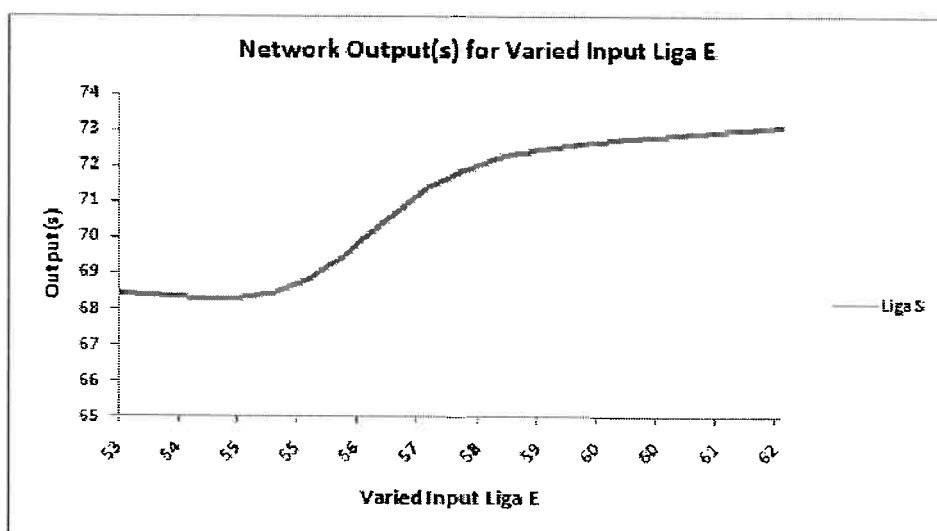


Figura 68: Efeito da dureza de liga de entrada sobre a dureza de liga de saída.

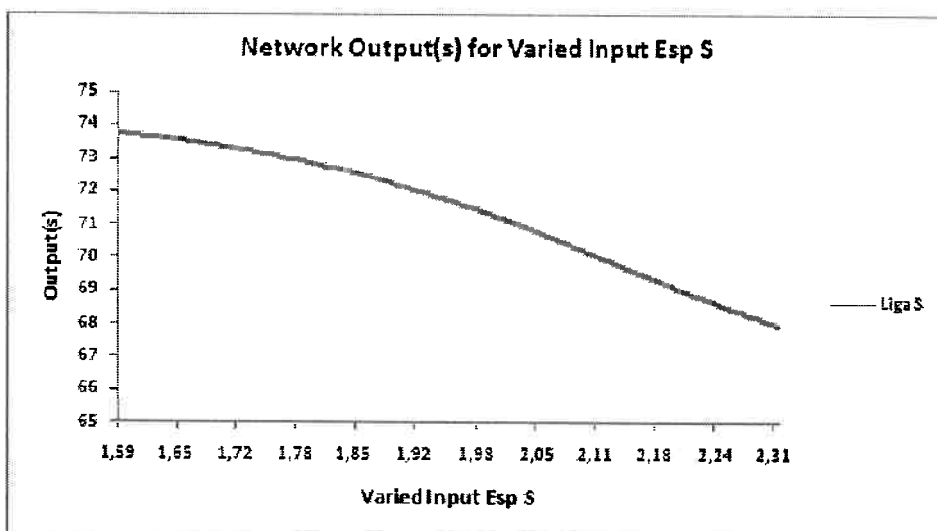


Figura 69: Efeito da espessura de saída sobre dureza de liga de saída.

4.2.3. Alinhamento de Sn e dureza de liga como variáveis de saída

Até agora se estudou as variáveis de saída de forma separada. Nesse tópico, a rede criada envolve ambas as variáveis de saídas, inclusive a variável de entrada espessura de saída (Esp S), que não foi utilizada no desenvolvimento da rede para alinhamento de Sn interfacial de saída. Assim, a nova rede criada apresentará outros índices de confiabilidade para cada variável de saída e com o objetivo de entender qual a influência na rede quando se agrupa as duas variáveis de saída.

Da mesma forma que foi feito anteriormente, deve-se separar os conjuntos de variáveis de entrada, saída, assim como os dados de treinamento, validação e teste. A Figura 70 mostra a planilha eletrônica que estabelece a rede.

	Esp E	Vel	Sn	SI	Ch	Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6	Z7	AlSn E	Liga E	Esp S	AlSn S	Liga S
41	1,77	1,25	10,11	4,13	1,91	450	450	450	420	420	420	420	6,89	57	1,67	0	72
42	1,72	1,28	3,61	3,83	1,92	450	449	451	420	418	420	420	19,98	56	1,63	0	78
43	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	6,91	62	2,13	1,15	63
44	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	19,28	62	1,67	0	68
45	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	24,34	66	1,87	6,53	71
46	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	19,28	62	1,67	0	68
47	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	17,93	54	1,87	10,2	68
48	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	38,15	54	1,87	7,62	68
49	2,8	0,64	9,27	4,21	2,05	450	447	446	420	418	421	420	19,64	55	2,65	15,53	66
50	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	31,58	50	1,63	0	68
51	2,8	0,64	9,27	4,21	2,05	450	447	446	420	418	421	420	19,64	55	2,65	15,53	66
52	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	9,91	58	1,67	0	68
53	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	21,26	54	1,67	0	67
54	2,25	1,07	9,53	4,41	2,13	450	447	446	419	420	420	420	16,82	57	2,13	1,53	70
55	2,25	1,07	9,53	4,41	2,13	450	447	446	419	420	420	420	16,82	57	2,13	1,53	70
56	1,72	1,28	3,61	3,83	1,92	450	449	451	420	418	420	420	20,55	52	1,63	0	70
57	1,77	1,25	10,11	4,13	1,91	450	450	450	420	420	420	420	6,89	57	1,67	0	72
58	2,25	1,07	9,53	4,41	2,13	450	447	446	419	420	420	420	16,82	57	2,13	0	72
59	1,77	1,25	9,2	4,3	1,93	450	450	450	420	420	420	420	6,56	64	1,67	0	71
60	1,98	1,17	9,02	4,13	1,92	450	450	450	420	417	419	420	38,15	54	1,87	7,62	68
61	1,77	1,25	9,28	4,44	2,17	450	450	450	420	420	420	420	19,28	62	1,67	0	68
62	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	14,63	59	1,67	0	70
63	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	460	462	420	421	421	420	7,53	65	2,13	6,44	70
64	1,77	1,25	9,2	4,3	1,93	450	450	450	420	420	420	420	7,66	59	1,67	0	70
65	1,77	1,25	9,2	4,3	1,93	450	450	450	420	420	420	420	7,66	59	1,67	0	70
66	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	6,91	62	2,13	1,63	65
67	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	24,34	66	1,87	6,53	71
68	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	9,91	58	1,67	0	68
69	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	22	55	1,63	0	68
70	2,8	0,64	9,27	4,21	2,05	450	447	446	420	418	421	420	12,84	57	2,65	3,15	65
71	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	7,53	65	2,13	6,44	70
72	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	8,33	58	1,67	0	65
73	1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,23	58	1,67	4,16	74
74	1,77	1,25	9,2	4,3	1,93	450	450	450	420	420	420	420	6,56	64	1,67	0	71
75	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	1,18	65	2,13	0	65
76	2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	17,53	66	2,13	1,53	65
77	1,98	0,82	9,17	4,26	1,92	450	449	452	420	421	420	420	24,34	66	1,87	6,53	71
78	1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	31,58	50	1,63	0	68
79	1,77	1,25	10,11	4,13	1,91	450	450	450	420	420	420	420	9,93	64	1,67	0	72
80	1,77	1,25	9,2	4,26	2,11	450	450	450	420	420	420	420	21,26	54	1,67	0	67
81	1,77	1,25	9,01	4,23	2,05	450	450	450	420	420	420	420	8,33	58	1,67	0	65
82	2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	18,44	55	2,65	10,35	67
83	2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	1,18	65	2,13	0	65
84	2,25	1,07	9,53	4,41	2,13	450	447	446	419	420	420	420	16,82	57	2,13	0	72
85	1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,23	58	1,67	4,16	74

Test2 Output(2) Test2 Output(1) Plan1 Randomized Randomized Shee

Dados de entrada Dados de saída

Dados de Treino Dados de Validação Dados de Teste

Figura 70: Planilha envolvendo ambas as variáveis de saída.

Em seguida, construíram-se as redes dentre as onze lógicas oferecidas pelo programa. Os índices de confiabilidade de cada uma estão apresentados na Figura 71. Dentre todos os índices de confiabilidade, o que apresentou melhor aproximação foi, igualmente, o modelo Multilayer Perceptron (MLP), oferecendo índices de 98,70% para o alinhamento de Sn de saída (AISn S) e 99,11% para dureza de liga de saída (Liga S).

	Ambos	
	Alinhamento de Sn (%)	Dureza de Liga (HR15T)
Multilayer Perceptron (MLP)	0,987027793	0,991104483
Generalized feedforward	0,978494036	0,942623349
Modular Neural Network	0,974953242	0,953215435
Jordan and Elman networks	0,953495249	0,891027776
Principal component analysis networks (PCAs)	0,896758682	0,916154652
Radial basis function (RBF)	0,962119095	0,888005863
Self-organizing feature maps (SOFMs)	0,962173796	0,939034068
Time lagged recurrent networks (TLRNs)	0,752923703	0,293199784
recurrent networks	0,82092507	0,358266357
CANFIS (Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System)	-	-
Support Vector Machine (SVM)	0,832228112	0,95041857

Figura 71: Índices de confiabilidade (fator r) para ambas as variáveis de saída.

Assim, a rede construída foi treinada com 10.000 iterações, visando não haver divergência no cálculo dos resultados. Após isso, analisaram-se as curvas de treino e validação, buscando sempre a maior aderência entre elas. As curvas estão apresentadas na Figura 72 e percebe-se que não houve aderência perfeita entre elas, mas sim proximidade.

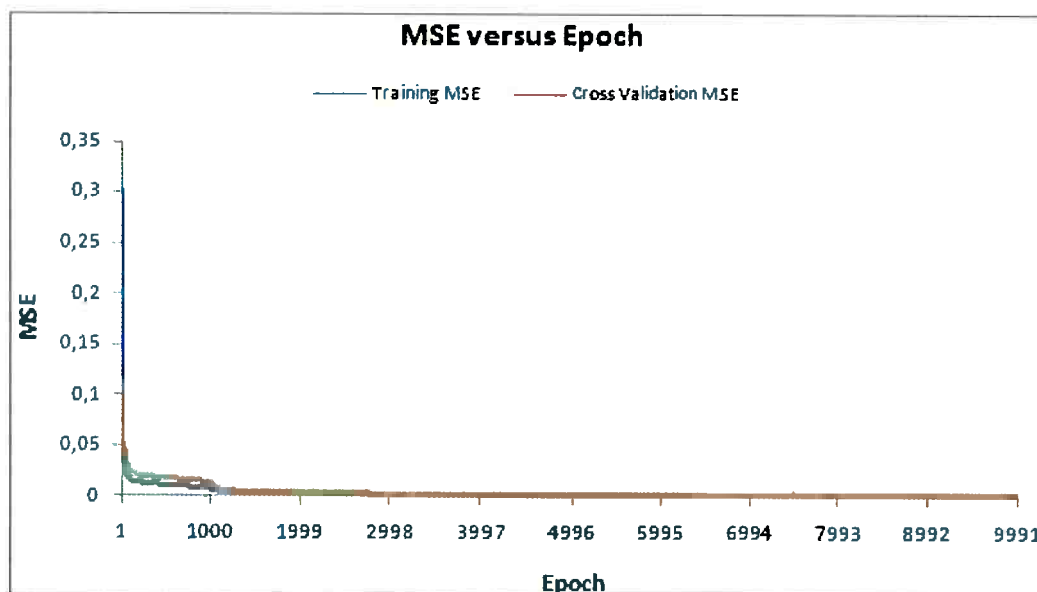


Figura 72: Curvas de treino e validação para ambas variáveis de saída.

A partir daí, a rede criada foi testada e avaliaram-se assim, quais são os índices de confiabilidade para cada variável. Entretanto, esse resultado não é mostrado de forma gráfica, mas sim na forma de uma tabela. O resultado está apresentado na Figura 73.

Output / Desired	<i>AlSn S</i>	<i>Liga S</i>
<i>AlSn S</i>	0	0
<i>Liga S</i>	0	17
Performance	<i>AlSn S</i>	<i>Liga S</i>
MSE	0,317598761	0,083637496
NMSE	0,026466206	0,019092604
MAE	0,338986525	0,186040152
Min Abs Error	0,012422479	0,023638269
Max Abs Error	1,765915415	0,845295964
r	0,987027793	0,991104483
Percent Correct	#N/D	100

Figura 73: Índices de confiabilidade para ambas as variáveis de saída.

Percebe-se, pela Figura 73, que o fator r diminui para ambas as variáveis de saída. O fato se reflete na Figura 74 e na Figura 75, onde são visíveis os erros, circulados em vermelho, no cálculo de algumas variáveis. Aparentemente, esses erros ocorrem de forma separada, sem haver relação entre as variáveis de saída,

isto é, os erros que aparecem no cálculo do alinhamento de Sn não são observados no cálculo de dureza, e vice-versa.

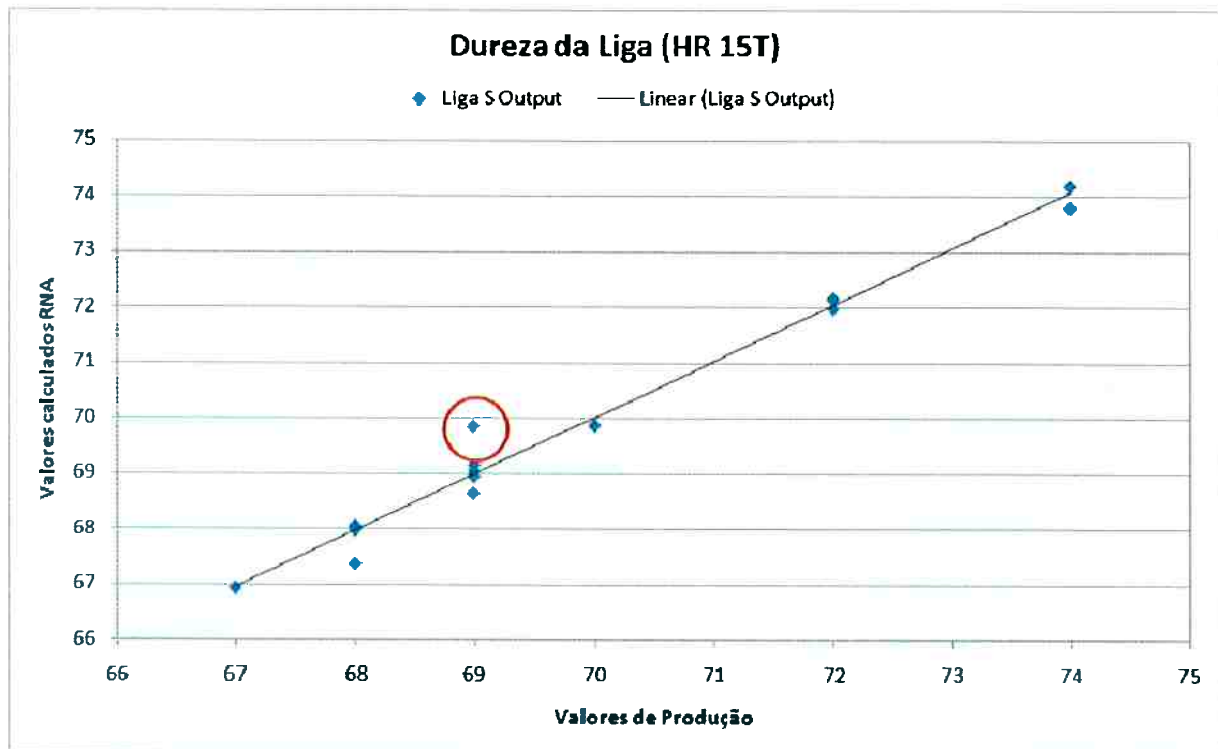


Figura 74: Valores calculados pela rede vs. Dados experimentais (Dureza de liga - Ambas as variáveis)

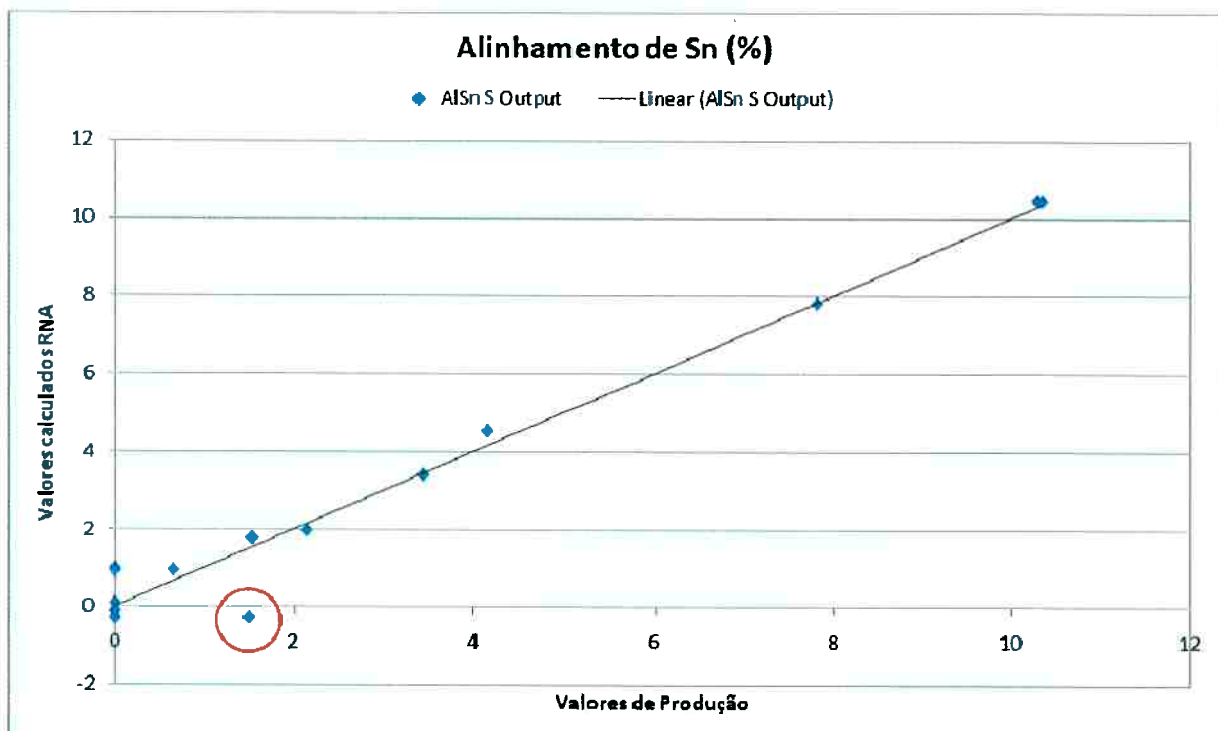


Figura 75: Valores calculados pela rede vs. Dados experimentais (Alinhamento de Sn - Ambas as variáveis)

Da mesma forma como nos itens anteriores, o programa fornece o gráfico de sensibilidade de cada variável de entrada sobre as variáveis de saída, separadamente. A Figura 76 mostra o gráfico de sensibilidade.

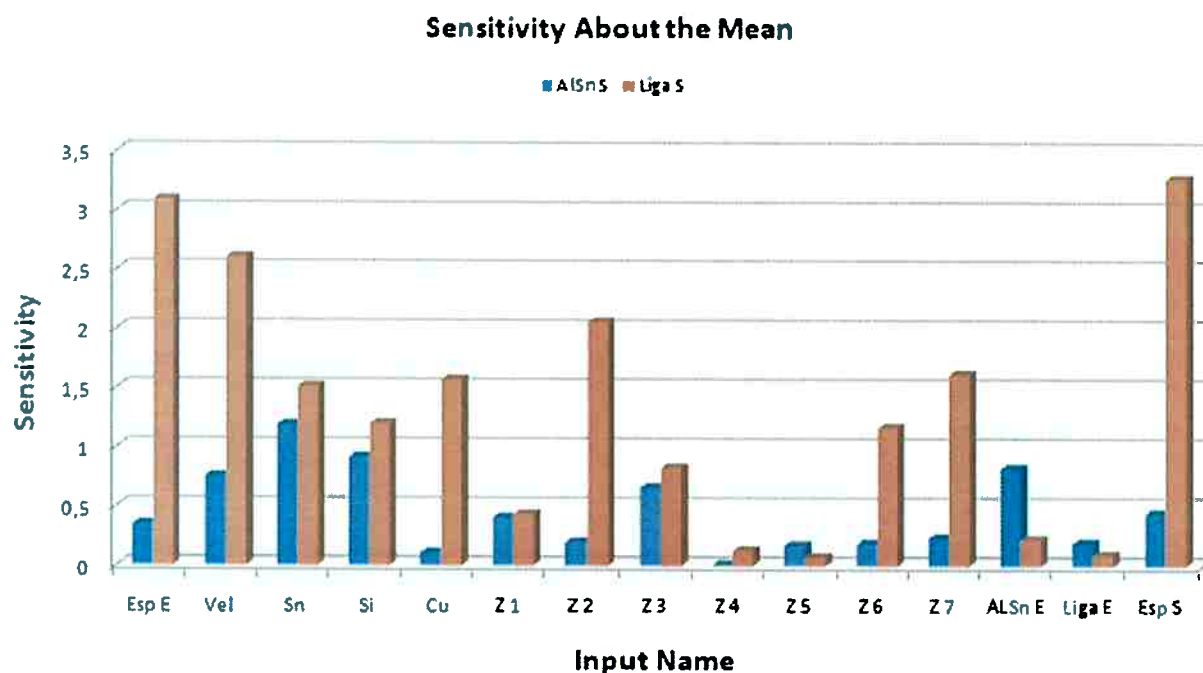


Figura 76: Sensibilidade das variáveis de entrada sobre ambas as variáveis de saída.

A Figura 56; Figura 57; Figura 58; Figura 59; Figura 60; Figura 61; Figura 62; Figura 63; Figura 64; Figura 65; Figura 66; Figura 67; Figura 68 e Figura 69 apresentam separadamente a influência de cada variável sobre a dureza de liga de saída e sobre o alinhamento de Sn de saída

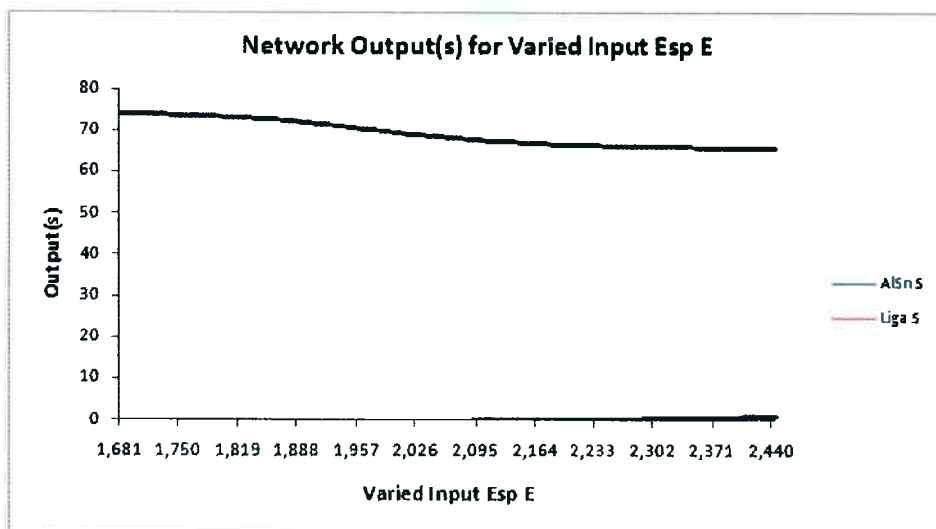


Figura 77: Efeito da espessura de entrada sobre ambas as variáveis de saída.

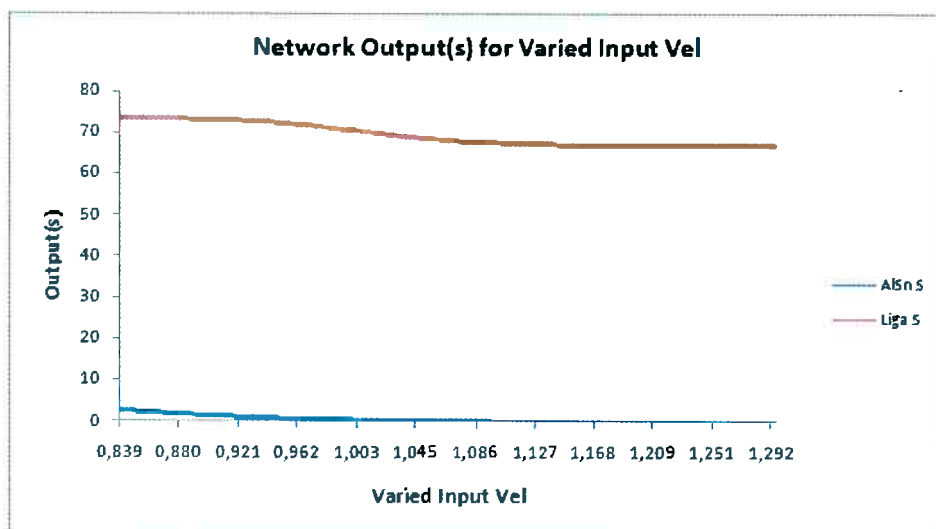


Figura 78: Efeito da velocidade de entrada sobre ambas as variáveis de saída.

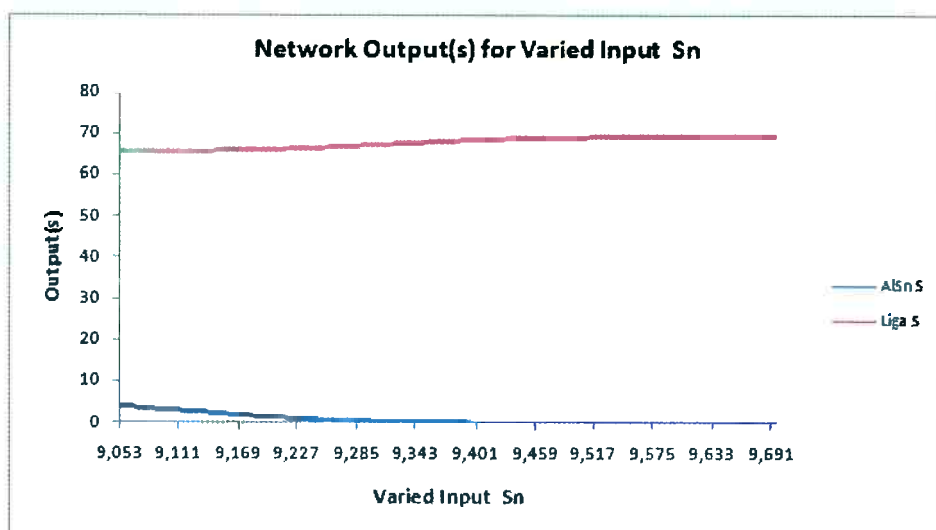


Figura 79: Efeito do teor de Sn sobre ambas as variáveis de saída.

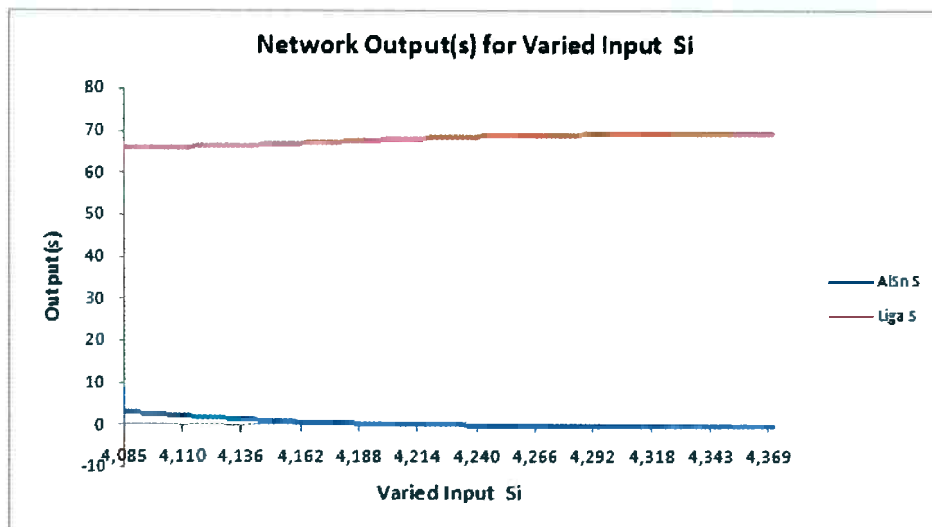


Figura 80: Efeito do teor de Si sobre ambas as variáveis de saída.

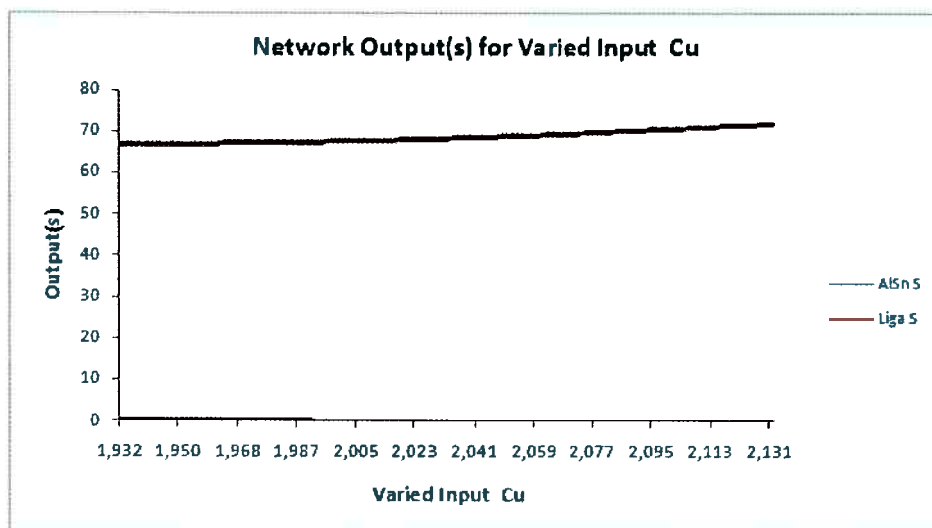


Figura 81: Efeito do teor de Cu sobre ambas as variáveis de saída.

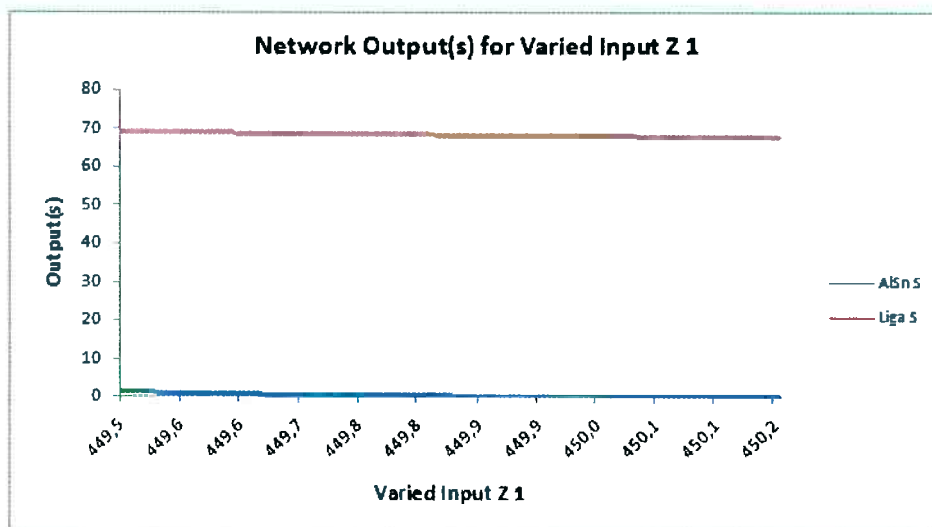


Figura 82: Efeito da temperatura da Zona 1 sobre ambas as variáveis de saída.

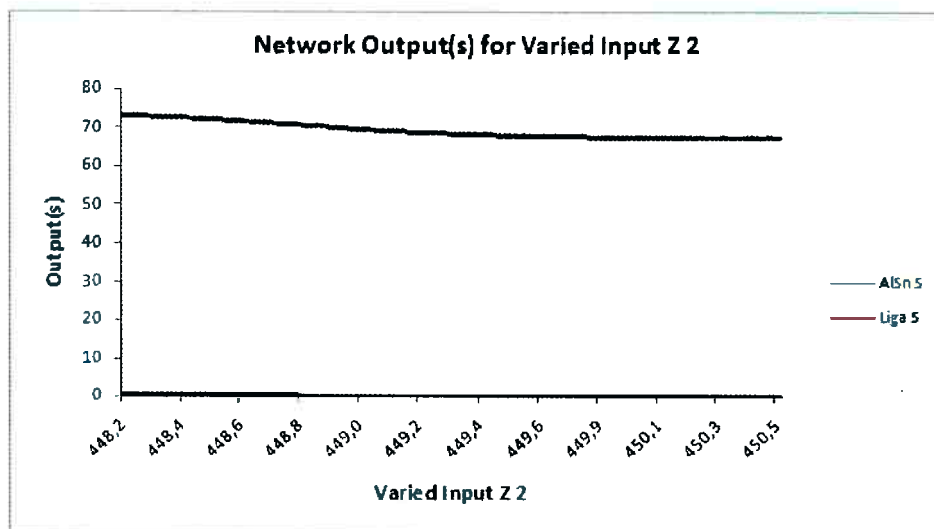


Figura 83: Efeito da temperatura da Zona 2 sobre ambas as variáveis de saída.

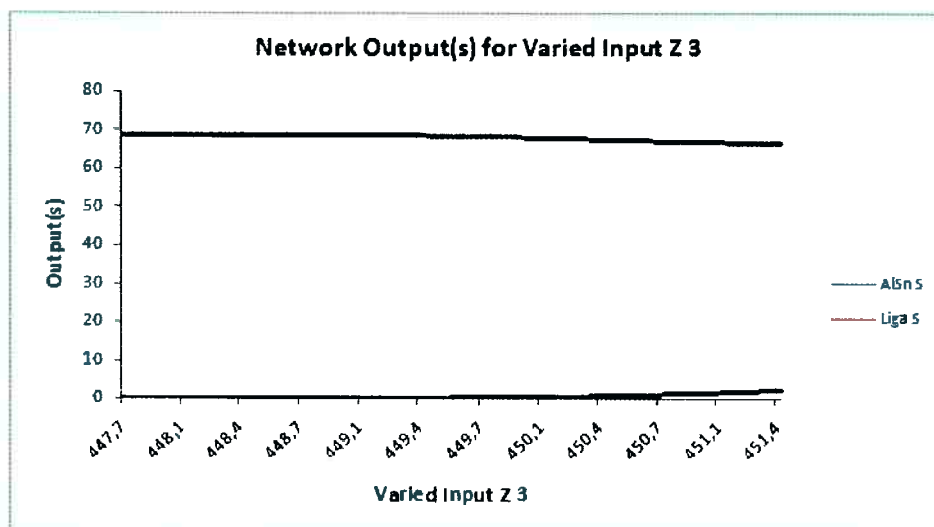


Figura 84: Efeito da temperatura da Zona 3 sobre ambas as variáveis de saída.

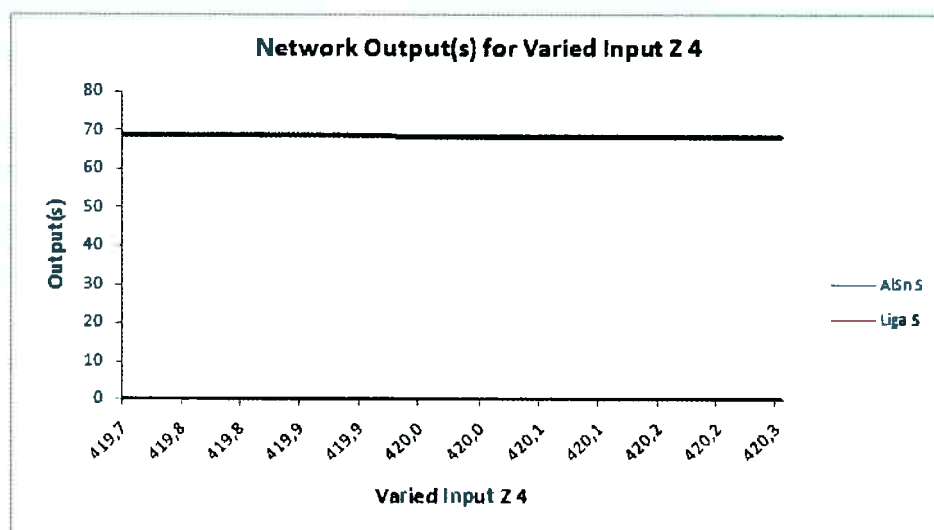


Figura 85: Efeito da temperatura da Zona 4 sobre ambas as variáveis de saída.

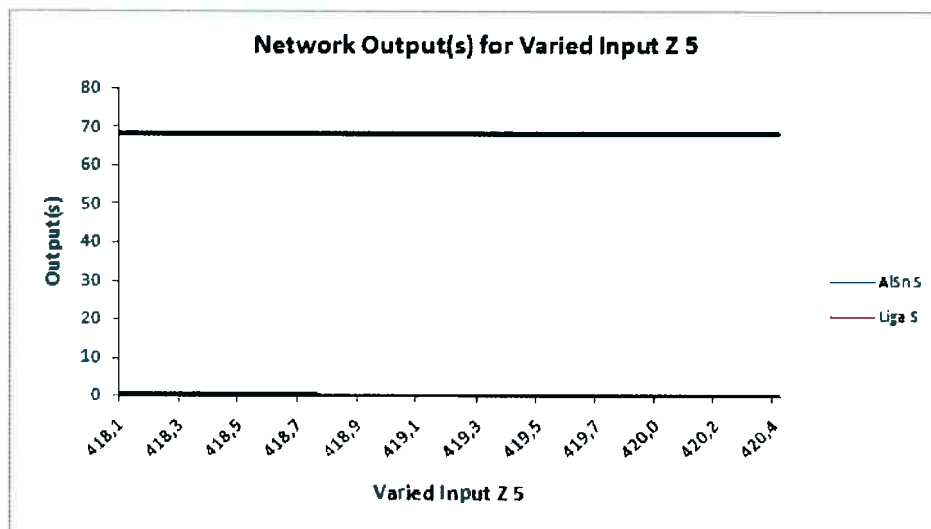


Figura 86: Efeito da temperatura da Zona 5 sobre ambas as variáveis de saída.

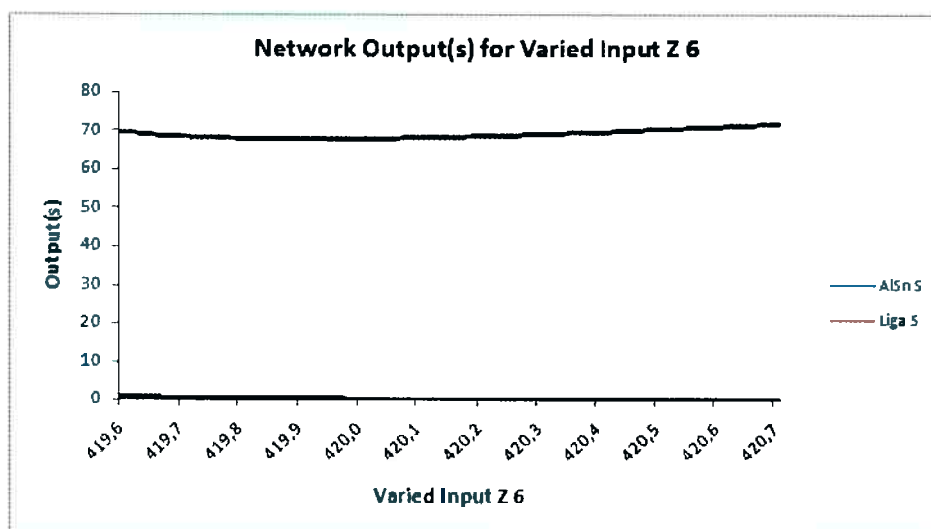


Figura 87: Efeito da temperatura da Zona 6 sobre ambas as variáveis de saída.

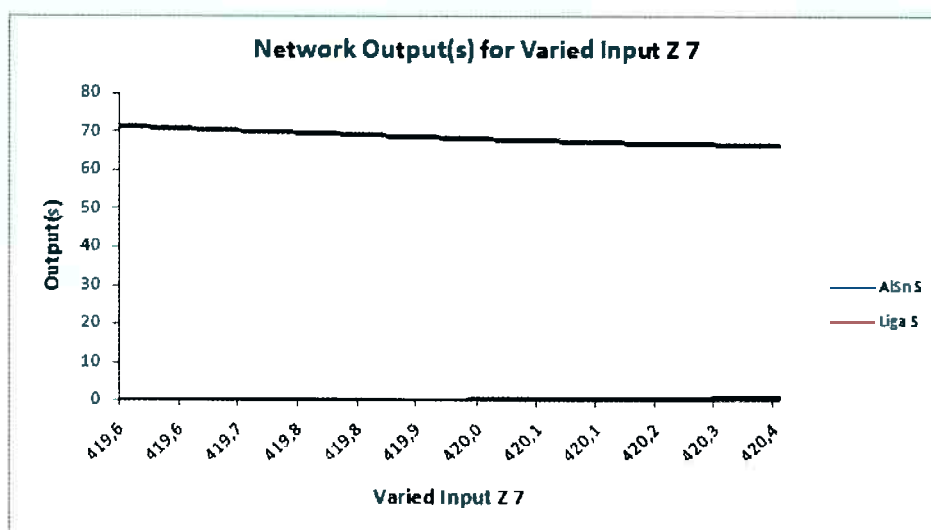


Figura 88: Efeito da temperatura da Zona 7 sobre ambas as variáveis de saída.

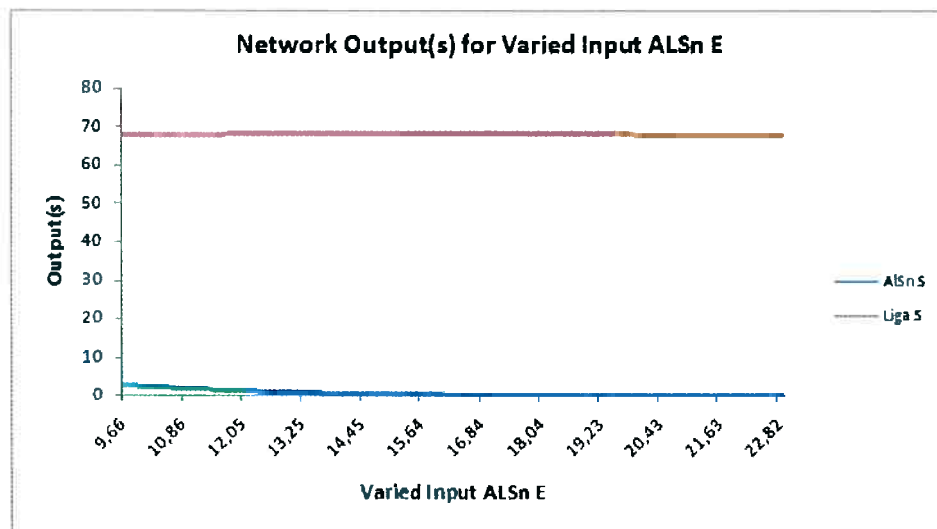


Figura 89: Efeito do alinhamento de Sn de entrada sobre ambas as variáveis de saída.

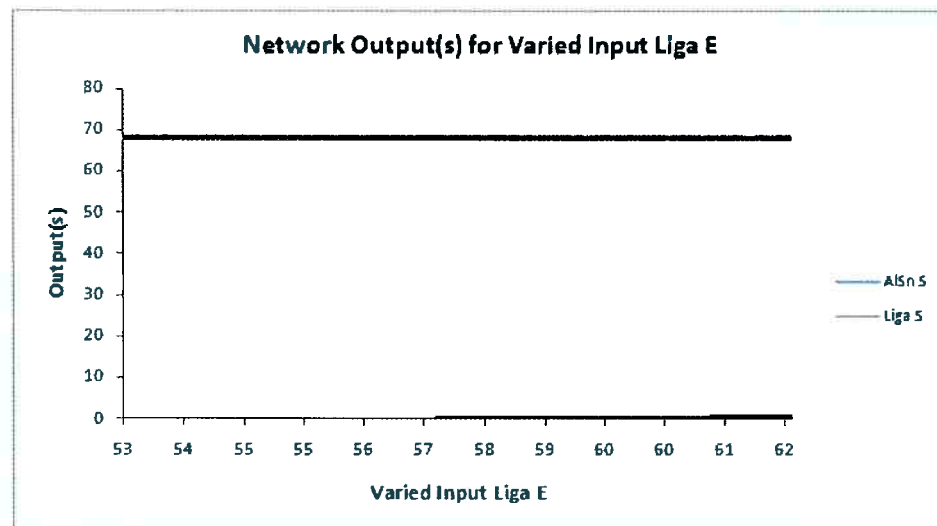


Figura 90: Efeito da dureza de liga de entrada sobre ambas as variáveis de saída.

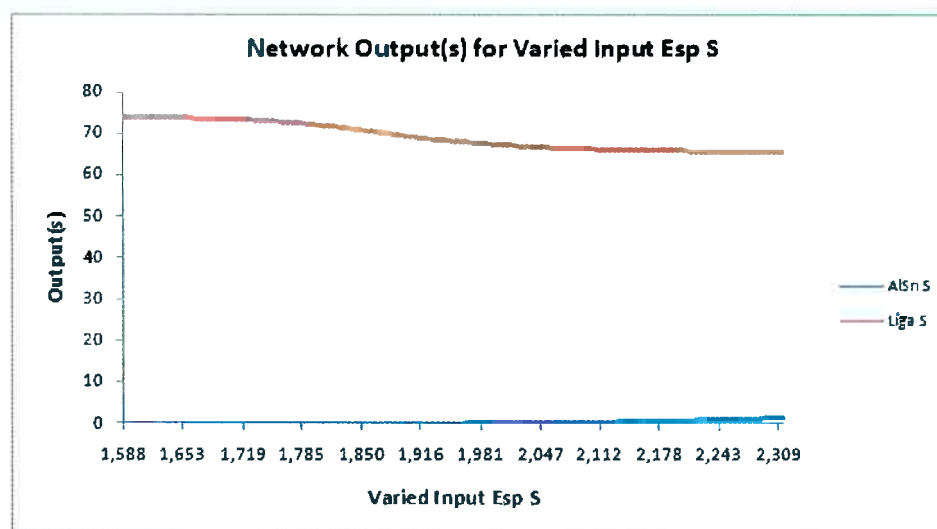


Figura 91: Efeito da espessura de saída sobre ambas as variáveis de saída.

5. Análise e discussão dos resultados

Com as análises e os gráficos resultantes das diferentes redes neurais apresentadas nesse relatório, deve-se analisar e discutir seus resultados a fim de entender o comportamento de cada RNA em função de suas variáveis de saída. Vale lembrar que as redes neurais não entendem os conceitos metalúrgicos que dão fundamento ao processo. Assim, devem-se justificar os gráficos que apresentam a influência de cada variável de entrada sobre a variável de saída.

5.1. Alinhamento de Sn

O modelo de rede neural conhecido como Multilayer Perceptron (MLP) apresentou melhor coeficiente de correlação linear (fator r) comparando-o com os outros modelos fornecidos pelo programa. Com uma confiabilidade aceitável, foi possível estudar a sensibilidade que cada variável de entrada tem sobre a variável de saída (AISn S). Observando a Figura 36, nota-se que a variável mais importante, apresentada pela RNA, é a velocidade de entrada da tira (Vel), seguida das temperaturas da zona de aquecimento 6 (Z6), 5 (Z5) e do alinhamento de Sn de entrada (AISn E).

A velocidade é o fator de maior importância, pois a "quebra" dos alinhamentos de Sn depende exclusivamente da recristalização da matriz de alumínio nas regiões onde há alinhamento interfacial. A recristalização, por sua vez, depende tanto da temperatura quanto do tempo em que a liga é tratada. Assim, a velocidade é a variável mais sensível nesse processo. Caso seja alta, não haverá tempo para recristalização da liga de alumínio e não haverá "quebra" efetiva dos alinhamentos de Sn interfaciais.

Entretanto, a Figura 38 mostra uma relação diferente entre essas variáveis. O alinhamento de Sn de saída tende a diminuir com o aumento da velocidade, variando de 0,8 a 1,0 m/min, aproximadamente. Esse resultado deixa claro que a rede não entende o conceito metalúrgico que fundamenta a relação, dando um parecer matemático para o processo. Isso ocorre, pois a rede tem poucos dados

para se formar, sendo necessária a contínua atualização dos dados a fim de corrigir esse erro.

A influência das temperaturas das zonas de aquecimento 5 e 6 são fundamentais, pois são as regiões onde a tira atinge o maior valor térmico durante o tratamento. Temperaturas maiores tendem a aumentar a velocidade de recristalização da matriz, aumentando a “quebra” dos alinhamentos de Sn. No entanto, a Figura 46 e a Figura 47 mostram que, para uma variação mínima no aumento da temperatura, os alinhamentos de Sn sofrem redução significativa. Como o controle térmico das zonas de aquecimento não possui essa precisão, a variação, no caso, é desprezível.

O efeito do alinhamento de Sn de entrada mostra uma tendência oposta a teoria, como pode-se observar na Figura 49. Ao contrário do que a curva apresenta, quanto maior o percentual de alinhamentos de Sn de entrada, maior será o percentual de alinhamentos de Sn de saída, ou finais. Novamente, a rede não entende o conceito metalúrgico, explicando a influência dessa variável de entrada somente por modelos matemáticos aplicados aos dados fornecidos ao programa.

Também na Figura 36, o teor de Cu em liga apresenta maior influência do que o teor de Sn. Nota-se aqui uma incoerência da rede, pois o Cu não tem influência sobre os alinhamentos de Sn, enquanto o teor de Sn tem, sendo ele o causador dos filmes interfaciais. Em compensação, a rede comprova que o teor de Si não altera o resultado final, como mostra a Figura 40.

As outras variáveis de entrada, apesar de apresentar baixa influência no processo, também afetam o resultado final. A velocidade de entrada da tira, como mostra a Figura 37, afeta no aumento dos alinhamentos a partir de, aproximadamente, 2,37 mm. O gráfico apresentado é incoerente, pois espessuras menores também afetam o resultado. Da mesma forma, os gráficos de influência das temperaturas das outras zonas de aquecimento mostram que, para as zonas 5 e 6, um aumento decimal afeta o percentual de alinhamentos. Novamente, no processo não existe um controle tão refinado para avaliar a influência apresentada, logo, torna-se desprezível.

5.2. Dureza de liga

O estudo do melhor modelo de rede para a dureza da liga como variável de saída mostrou que o Multilayer Perceptron (MLP) apresenta o melhor coeficiente de correlação linear entre os onze oferecidos, podendo-se conseguir um valor do fator r de 0,99996. A Figura 54 apresenta boa relação entre os valores calculados pela RNA e os valores experimentais. Isso reflete diretamente no gráfico de influência das variáveis, apresentado na Figura 55, mostrando que velocidade, espessura de entrada, dureza da liga de entrada e espessura de saída têm grande efeito sobre a dureza de saída.

Analisando-se a curva apresentada na Figura 56, nota-se que, quanto maior a espessura de entrada, menor será a dureza final da liga. O fato tem fundamento, pois a transferência de calor no material se dá por condução. Assim, quanto maior a espessura da tira, maior será o tempo necessário para aquecer o material e, conseqüentemente, solubilizar o Cu na matriz de Al.

De mesma forma, a influência da velocidade sobre a variável de saída apresenta-se de maneira coerente. A Figura 57 mostra que, quanto maior a velocidade, menor será a dureza final da liga, confirmando que, se a velocidade for maior, não haverá tempo para solubilizar o Cu em solução sólida supersaturada.

O teor de Sn, apresentado na Figura 58, não fornece resultado coerente, pois o Sn não tem influência sobre a dureza da liga de saída. A fase de Sn tem efeito somente na conformabilidade da tira e na resistência ao engripamento da bronzina em aplicação. Contudo, o os teores de Si e Cu, observados respectivamente na Figura 59 e Figura 60, apresentam fundamento. O Si é usado em ligas Al-Sn em forma de partículas dispersas duras, aumentando a resistência ao desgaste da liga. O acréscimo no teor de Si e conseqüente aumento na quantidade de partículas dispersas causam o aumento de dureza final da liga. O teor de Cu mostra-se muito influente na dureza final da liga. A razão disso se dá em função do tratamento térmico ser de solubilização do Cu na matriz metálica, visando o aumento na dureza final. Assim, a dureza de saída tem relação direta com o teor de Cu presente na liga.

Considerando as curvas de influência das temperaturas das zonas de aquecimento sobre a dureza final da liga, percebe-se que há incoerência entre as zonas 6 e 7 com as demais, mostrando que a RNA não foi capaz de entender o fato da solubilização se dar logo no início do processo de tratamento térmico. Assim, desde a primeira zona de aquecimento (Z1) o Cu entra em solução sólida na matriz de alumínio, ou seja, até a última zona de aquecimento (Z7) a solubilização está ocorrendo aumentando, conseqüentemente, a dureza final da liga.

A liga, ao iniciar o tratamento térmico, tem uma dureza definida diferente para cada ordem de produção e até mesmo para cada rolo. Assim, a dureza final de liga está inteiramente relacionada com a dureza de entrada. Como dito anteriormente, a solubilização ocorre desde a primeira zona de aquecimento, sendo que a dureza final tende a aumentar a partir da dureza inicial. A Figura 68 mostra de forma clara o que foi explicado.

Todas as tiras sofrem um passe de redução de 5%, encruando o material e causando um aumento significativo na dureza da liga de saída. A Figura 69 mostra que, quanto maior a espessura de saída da tira, conseqüentemente menor será a dureza. Entretanto, essa relação não está ligada ao encruamento do material e sim à espessura de entrada, pois quanto maior, maior será a espessura de saída. Como foi discutido para a espessura de entrada, quanto mais espessa ela for, maior será o tempo que deverá ser dado à tira para que o calor seja transferido pelo material.

5.3. Ambas as variáveis de saída

Ao criar a rede para as duas variáveis de saída citadas anteriormente, notou-se que, novamente, a Multilayer Perceptron (MLP) apresenta melhor coeficiente de correlação linear para ambas. Assim, estudou-se a relação entre os valores calculados pela RNA e os valores experimentais, como mostram a Figura 74 e a Figura 75, para dureza de liga de saída e alinhamento de Sn de saída respectivamente.

Percebe-se que, comparando as curvas de cada variável nesse caso e para cada variável de saída separadamente, houve aumento no erro de cálculo da RNA

em relação aos valores experimentais. Logo, ao juntar as variáveis em uma única rede neural, nota-se a influência negativa que existe, diminuindo assim o fator r de cada saída.

Analisado o gráfico de sensibilidade das variáveis de entrada, mostrado na Figura 76, nota-se que para a dureza, as variáveis têm maior influência do que sobre o alinhamento de Sn. A razão disso é que o forno secundário foi parametrizado para realizar o tratamento térmico de solubilização, sendo a "quebra" dos alinhamentos de Sn interfaciais uma consequência positiva do processo.

Além disso, o gráfico com ambas as variáveis de saída mostra uma relação de influência mais real do que quando se trabalha com as variáveis separadamente. Assim, apesar do índice de confiabilidade de cada variável ser inferior, a RNA mostrou uma melhor avaliação quanto ao efeito das variáveis de entrada sobre ambas as variáveis de saída. Entretanto, ainda existem falhas nessas avaliações, pois o teor de Sn apresenta maior influência sobre a dureza do que o próprio alinhamento interfacial.

A Figura 77 mostra, para a dureza, que, conforme a espessura de entrada aumenta, menor será a dureza final de liga, seguindo o que foi apresentado quando se trabalhou com a variável separadamente. Para o alinhamento de Sn de saída, segue-se a mesma lógica, pois apesar da mínima influência, o aumento de espessura aumenta o percentual de alinhamentos interfaciais.

Como a espessura de entrada e a velocidade estão fortemente ligadas no processo, esta segue a mesma tendência que apresentou quando trabalhou-se com as duas variáveis de saída separadamente. Para a dureza de saída, o aumento da velocidade reflete em uma leve queda na dureza final, enquanto que, para o alinhamento de Sn de saída, este fator leva à diminuição no percentual de alinhamentos, mostrando, novamente, a incoerência teórica quanto à cinética na "quebra" dos filmes de Sn.

A maior concentração de Sn na liga, como mostra a Figura 79, novamente gera um leve aumento na dureza de liga e diminuição do percentual de filmes de Sn interfaciais. Este fato mostra que não houve mudança no entendimento da RNA quando estas deixaram de ser tratadas separadamente e passaram a ser analisadas

em conjunto. O modelamento ainda entende o Sn como uma variável que amplia a dureza final da liga, o que metalurgicamente não oferece explicação.

Tratando-se agora do teor de Si em liga, o modelo mostrou, de acordo com a Figura 80, que o aumento da sua concentração influencia diretamente e de maneira positiva na dureza final e no alinhamento de Sn de saída. As curvas mostram de forma coerente que o Si tende a aumentar a dureza da liga e diminuir a taxa de filmes de Sn interfaciais. Juntamente, o teor de Cu, como mostra a Figura 81, segue o que foi analisado com as variáveis separadamente, causando aumento na dureza de saída devido a solubilização e diminuindo o percentual de alinhamentos de Sn.

As temperaturas das zonas de aquecimento mostraram, novamente, que não possuem influência significativa sobre as variáveis de saída, pois a variação de temperatura é mínima, não podendo ser controlada em processo. Assim, as pequenas variações nos valores de dureza podem ser desconsideradas.

A Figura 89 mostra que o alinhamento de Sn de entrada não tem efeito sobre a variável dureza de saída. Contudo, percebe-se que quanto maior o percentual de alinhamentos de Sn de entrada, menor a taxa deles de saída. O entendimento da rede neural não é correto, pois os alinhamentos de Sn de entrada são diretamente proporcionais aos de saída.

Avaliando a Figura 90, nota-se outra falha da RNA, pois a dureza de saída não é afetada pelo aumento da dureza de entrada. Outro fato é que com o aumento da dureza de entrada, o alinhamento interfacial de Sn mostra uma pequena elevação, entretanto, já foi citado anteriormente que essas variáveis não têm relação.

Por fim, a Figura 91 deixa claro que, com o aumento da espessura de saída (ESP S), a dureza final de liga (Liga S) apresenta valores cada vez menores. Esse fato novamente está relacionado com a espessura inicial da tira (Esp E), pois a redução é a mesma para todas as espessuras.

6. Conclusões

Na atualidade, as redes neurais artificiais, os RNA's, estão sendo utilizadas em grande escala no ramo metalúrgico e vem se mostrando uma ferramenta poderosa no desenvolvimento de projetos que operam com inteligências artificiais. Grandes empresas estão parametrizando seus processos com o auxílio destas redes, pois, com isso, diminuem perdas de produção e podem prever o comportamento do processo, controlando-o por completo.

Apesar de existirem uma série de programas capazes de desenvolver redes neurais, utilizou-se o programa Neurosolutions, pois apresenta aplicativos prontos que facilitam seu desenvolvimento. Dessa forma, foi possível conhecer e manusear o programa mostrando suas qualidades e importâncias profissionais.

Apesar das redes terem sido treinadas com sucesso, isto é, mostrando boa aderência entre as curvas de treinamento e de validação, alguns resultados obtidos divergiram dos teóricos, mostrando o problema de se utilizar uma rede neural artificial que não compreende perfeitamente os conceitos metalúrgicos. Isso se deve ao fato de terem sido utilizados um pequeno número de amostras. Para a montagem de uma boa rede neural, com utilização em tempo de execução, necessita-se de mais de 1000 de amostras. No caso estudado, aplicou-se para a construção da rede neural 33 amostras, triplicadas e dispostas de maneira aleatória.

Nota-se, contudo, que quando se trabalha com o alinhamento de Sn de saída (Al_{Sn} S) e com a dureza de saída (Liga S), as variáveis de entrada particulares de cada caso afetam negativamente o resultado final. A influência negativa entre essas variáveis pode ser diminuída ampliando-se o número de dados de entrada e saída do forno secundário, aplicados à rede.

Com os resultados apresentados no relatório fica claro que é possível desenvolver de uma rede neural que consiga, de maneira próxima a real, parametrizar o processo de tratamento térmico de solubilização no forno secundário. Entretanto, somente com mais dados a rede poderá apresentar resultados coerentes com os fundamentos metalúrgicos que explicam a influência das variáveis de entrada sobre as variáveis de saída.

Somente assim será possível integrar a rede neural em um ambiente operacional, na qual se monitoram os dados de saída, gerando dados em tempo de execução. A Figura 92 apresenta claramente que os valores calculados pela rede apresentam diferenças dos resultados experimentais. Nota-se que o maior erro apresentado é de 8,33% na amostra da OP 3 que não foi tratada com a velocidade especificada em ficha técnica.

Exp E	Vel	Sn	Si	Cu	Z 1	Z 2	Z 3	Z 4	Z 5	Z 6	Z 7	AlSn E	Liga E	Exp S	AlSn S Experimental	Liga S Experimental	AlSn S Calculado	Liga S Calculado	Erro (%) AlSn S	Erro (%) Liga S
2,8	0,64	9,15	4,14	2,03	450	449	450	420	419	420	420	14,26	57	2,65	10,3	68	10,28	67,95	0,22	0,07
2,25	1,07	9,71	4,3	2,11	449	450	452	420	421	421	420	17,53	66	2,13	1,53	69	1,49	69,05	2,45	0,07
1,72	1,28	9,1	4,18	1,95	450	449	451	420	418	420	420	31,58	50	1,63	0	68	0,09	67,97	0,09	0,05
1,77	1,25	10,11	4,19	1,91	450	450	450	420	420	420	420	9,93	64	1,67	0	72	-0,17	71,93	0,17	0,1
1,77	0,88	9,35	4,2	2,04	450	448	450	420	419	420	421	19,17	52	1,67	2,14	74	2,33	73,97	8,33	0,04
2,25	1,07	9,73	4,43	2,11	450	450	452	421	420	421	420	6,91	62	2,13	1,49	69	1,55	69,03	3,92	0,04

Figura 92: Diferença entre valores de saída experimentais e calculados pela RNA.

Por fim, existem outras ferramentas de análise estatística que podem ajudar no refinamento da rede neural, como a utilização do método Taguchi, ou Projeto Robusto. Este método consiste em uma ferramenta muito eficiente na otimização de produtos ou de processos. Esta visa determinar as variáveis, ou fatores, que mais influenciam na variabilidade do processo, ou seja, apresenta a melhor relação entre as variáveis de entrada. O controle desses fatores garante a qualidade do processo, além de aprimorar seu desempenho.

Bibliografia

1. DAVIS, J.R., 1993 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
2. DUARTE Jr, D., 2001 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
3. WILLIAM, J.A., 1994 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
4. WILSON, W.H., 1986 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
5. SAE Handbook., V.1, 2000 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
6. POLMEAR, I.J., 1995 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
7. WILCOCK,D.; BOOSER, E., 1957 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.
8. MONDOLFO, L.F., 1976 apud RIZZO, Lucia Beatriz Thomé. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.

9. **GONÇALVEZ, M.**, 2006 apud **RIZZO, Lucia Beatriz Thomé**. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.

10. **POTER, D.A.; EASTERLING, K.E.**, 1969 apud **RIZZO, Lucia Beatriz Thomé**. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005.

11. **MEHL, R.F.**, 1959 apud **RIZZO, Lucia Beatriz Thomé**. *Efeito de pequenas adições de zircônio nas principais propriedades necessárias às ligas Al-Sn, utilizadas para fabricação de bronzinas*. São Paulo, 2005..

12. **HAYKIN, Simon**. *Redes Neurais: princípios e prática*./trad. Paulo Martins, Engel – 2 ed – Porto Alegre: Bookman, 2001. São Paulo : s.n., 2008.

13. **PRINCIPE. J.C**. *Neural and adaptive systems: Fundamental though simulations*. 1a edição. Nova Iorque: John Wiley & Sons, Inc., 1999.