



**Hugo Miguel Vidal
de Lima Bastos**

**Uso de Redes Neurais na Análise de Temperatura
em Peças de Madeira**



**Hugo Miguel Vidal
de Lima Bastos**

**Uso de Redes Neurais na Análise de Temperatura
em Peças de Madeira.**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Civil, realizada sob a orientação científica do Professor Doutor Paulo Barreto Cachim, Professor Associado do Departamento de Engenharia Civil da Universidade de Aveiro.

Dedico este trabalho à minha família e namorada pelo incansável apoio que me dão.

o júri

presidente

Prof. Doutor Carlos Daniel Borges Coelho
Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Civil da Universidade de Aveiro

Prof. Doutor João Henrique Jorge de Oliveira Negrão
Professor Associado da Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra

Prof. Doutor Paulo Barreto Cachim
Professor Associado do Departamento de Engenharia Civil da Universidade de Aveiro

agradecimentos

A toda a minha família, principalmente aos meus pais, irmã e avós, que sempre me apoiaram e deram a força necessária para esta caminhada.

À minha namorada que sempre me apoiou e estimulou nesta caminhada. Acima de tudo pela paciência e compreensão reveladas.

A todos os meus amigos, amigas, professores e colegas de curso pelo seu apoio, disponibilidade, paciência e amizade.

Ao Professor Doutor Paulo Barreto Cachim, meu orientador, pela competência científica e acompanhamento do trabalho, pela disponibilidade e generosidade reveladas, assim como pelas críticas, correções e sugestões relevantes feitas durante a orientação.

palavras-chave

Madeira, secções, massa volúmica, fogo, tempo de exposição, temperatura, redes neuronais artificiais, treino, teste, modelo.

resumo

Com este trabalho pretende-se contribuir para o enriquecimento de estudos e ferramentas sobre a análise de temperatura em peças de madeira em situação de incêndio, mais concretamente a sua previsão pelo uso de Redes Neuronais Artificiais. Estas redes constituem uma poderosa ferramenta usada em muitas áreas de aplicação da engenharia civil para modelar propriedades e comportamento de materiais.

É feita uma breve introdução, com apresentação do objeto, objetivo, motivação pessoal e âmbito do estudo desenvolvido. Seguidamente faz-se uma abordagem química, física e de comportamento ao fogo da madeira, onde são mencionadas as características e terminologias usadas ao longo do trabalho. Após realizar uma abordagem genérica sobre estrutura e modo de funcionamento de Redes Neuronais Artificiais, passa-se à descrição de todas as etapas realizadas no sentido de conseguir alcançar o objetivo final a que o trabalho se propõe.

Desenvolveu-se um modelo de Redes Neuronais Artificiais para prever a temperatura na madeira sob carregamento de fogo. Para a construção do modelo, treino e teste, usaram-se resultados numéricos obtidos pelo método descrito no EC5, recorrendo-se para tal ao programa de códigos de elementos finitos *SAFIR*. Os dados introduzidos na rede foram organizados e divididos separadamente em 6 parâmetros de entrada no sentido de prever a temperatura como parâmetro de saída da rede.

Os resultados obtidos mostraram que as Redes Neuronais Artificiais podem calcular adequadamente a temperatura da madeira em elementos sujeitos ao fogo.

keywords

Timber, sections, density, fire, exposure time, temperature, artificial neuronal networks, training, test, model.

abstract

The aim of this work is to contribute to the enhancement of studies and tools about the temperature analysis on timber members in a fire situation, specifically on its prediction by the use of Artificial Neuronal Networks. These networks are a powerful tool used in a wide variety of civil engineering areas in order to modeling properties and material behavior.

A brief introduction is made including the presentation of the object, the purpose, the personal motivation and the scope of the developed study. Then a chemical, physical and mechanical approach to the fire behavior of the timber is made, in which it is mentioned the characteristics and terminologies used during this work. After making a generic approach about the structure and operating mode of Artificial Neuronal Networks, the description of all steps taken towards achieving the ultimate objective of this work is performed.

An Artificial Neuronal Networks model was developed in order to predict the timber temperature under fire loading. To build, train and test the network, numerical results obtained through the EC5 method were used, using to this end the finite element code SAFIR. The data introduced on the network were organized and split into 6 input parameters in order to predict the temperature as an output parameter of the network.

The results showed that Artificial Neuronal Networks can accurately calculate the temperature of timber in elements subjected to the fire.

ÍNDICE GERAL

Índice Geral	i
Índice de Figuras	v
Índice de Tabelas	ix
Lista de Símbolos e Abreviaturas	xi
1. Introdução	1
1.1. Enquadramento geral – A madeira	1
1.2. Motivação e Objetivos	2
1.3. Metodologia e conteúdo	3
2. A Madeira na Construção	5
2.1. Classificação e estrutura da madeira	5
2.2. Composição química da madeira	7
2.3. Propriedades físicas da madeira	8
2.3.1. Higroscopicidade da madeira	8
2.3.1.1. Teor de água	9
2.3.1.2. Higroscopicidade	10
2.3.1.3. Retração e dilatação (inchamento) da madeira	12
2.3.1.4. Distorções na secagem	12
2.3.2. Massa volúmica e densidade	12
2.3.3. Propriedades Térmicas	14
2.3.3.1. Dilatação térmica	14
2.3.3.2. Condutibilidade Térmica	15
2.3.3.3. Calor específico	15
2.3.3.4. Difusibilidade térmica	16
2.4. Degradação da madeira	16

2.4.1. Degradação da madeira pelo fogo	17
2.4.1.1. Comportamento da madeira ao fogo	18
2.4.1.2. Processos químicos e físicos na combustão da madeira.....	22
2.4.2. Resistência e proteção ao fogo	25
2.4.2.1. Resistência ao fogo.....	25
2.4.2.2. Proteção ao fogo	26
2.5. Uso da Madeira na construção – Vantagens e desvantagens.....	28
3. Redes Neurais Artificiais	31
3.1. Introdução.....	31
3.2. Modelo biológico e modelo matemático	33
3.3. Modelo de um neurónio artificial – Notação e ligações.....	35
3.4. Taxonomia do neurónio Artificial	37
3.5. Função de ativação	37
3.6. Arquitetura das RNA	38
3.7. Treino de RNA	40
3.7.1. Perceptrão	42
3.7.2. Algoritmo <i>Backpropagation</i>	42
3.8. RNA em peças de madeira sujeita ao fogo.....	44
3.9. Avaliação de erros nas RNA	45
4. Caso de Estudo.....	47
4.1. Objetivo e descrição	47
4.2. Programas informáticos.....	48
4.2.1. <i>SAFIR</i>	49
4.2.1.1. Procedimento de análise	49
4.2.1.2. Análise térmica	49
4.2.1.3. Capacidades relativas à análise térmica.....	50

4.2.1.4. Entradas para o <i>SAFIR</i>	50
4.2.2. <i>SAFIR OUTREADER</i>	52
4.2.3. <i>WOODTIMBER</i>	52
4.3. Processo de treino de redes.....	54
4.3.1. Estudo Inicial - Treino #1	54
4.3.2. Estudo Inicial - Treino #2.....	56
4.3.3. Estudo intermédio – Treino #3	59
4.3.4. Estudo final – Treino #4	64
4.3.5. Estudo global final – Treino #5	69
4.3.5.1. Estudo global final 40% – Treino #5.1	74
4.3.6. Estudo global total final – Treino #6.....	78
4.3.6.1. Estudo global total final 40% – Treino #6.1.....	80
4.4. Processo de Teste de RNA	85
4.4.1. Teste Padrão – Teste #1	85
4.4.2. Teste Final – Teste #2.....	86
5. Conclusões	89
5.1. Conclusões Gerais	89
5.2. Sugestão para futuros desenvolvimentos.....	90
6. Referências Bibliográficas	91

Índice de Figuras

Figura 1.	Direções de crescimento natural da madeira (Madeira 2011).....	5
Figura 2.	Esquema de constituição do tronco (Franco 2008).	6
Figura 3.	Curvas de humidade de equilíbrio da madeira (Machado 2006).	10
Figura 4.	Ábaco de Kollmann (Coutinho 1999).	13
Figura 5.	Secção transversal de um elemento sujeita ao fogo (Tecverde 2011)....	18
Figura 6.	Fases de um incêndio (Real 2010).	19
Figura 7.	Resistência de elemento de madeira comparada com o de aço (Costa 2009).	
Figura 8.	Curva de incêndio padrão ISO 834 (Real 2010).	20
Figura 9.	Distribuição típica de temperaturas numa secção (Cachim 2007).	21
Figura 10.	Resistência ao fogo – sequência de eventos (Real 2010).....	22
Figura 11.	Sistemas de proteção com placas de madeira (Tecverde 2011).	26
Figura 12.	Comparação entre carbonização de um elemento com e sem proteção de placas de madeira (Cachim 2007).	27
Figura 13.	Componentes de um neurónio biológico (Ana Paula Neves 2009).	33
Figura 14.	Modelo matemático de uma rede neuronal (Ana Paula Neves 2009).	34
Figura 15.	Modelo possível de um neurónio artificial (Ribeiro 2007).	36
Figura 16.	Ligação de um neurónio j para um neurónio i (Ana Paula Neves 2009). 36	
Figura 17.	Exemplos de funções de ativação (Ana Paula Neves 2009).	38
Figura 18.	Exemplos de redes <i>Feedforward</i> (Ana Paula Neves 2009).....	39
Figura 19.	Classificação das camadas numa rede multicamada (Matias 2006).	40
Figura 20.	Modificação de w_{ij} pela regra de <i>Hebb</i> (Ana Paula Neves 2009).	41
Figura 21.	Funcionamento do algoritmo <i>Backpropagation</i> (Daniel Sousa 2008)....	43
Figura 22.	Início da análise térmica do <i>SAFIR</i> (Franssen 2011).	52
Figura 23.	Programa <i>WOODTIMBER</i> (Aveiro 2005).	53

Figura 24.	Treino inicial nº1 – Treino #1.	55
Figura 25.	Treino inicial nº1.1 – Treino #1.	55
Figura 26.	Perfil transversal da secção da peça.	57
Figura 27.	Treino inicial nº6 – Treino #2.	58
Figura 28.	Treino intermédio nº8 da opção 1 – Treino #3.....	61
Figura 29.	Treino intermédio nº1 da opção 2 – Treino #3.....	62
Figura 30.	Treino final nº4 para a secção 120x120 (mm) – Treino #4.....	66
Figura 31.	Corte nº1 na secção 120x120 – Treino final nº4 – Treino #4.	67
Figura 32.	Corte nº2 na secção 120x120 – Treino final nº4 – Treino #4.	67
Figura 33.	Corte nº3 na secção 120x120 – Treino final nº4 – Treino #4.	68
Figura 34.	Treino global final nº7 – Treino #5.....	71
Figura 35.	Corte nº1 do treino global final nº7 – Treino #5.	72
Figura 36.	Corte nº2 do treino global final nº7 – Treino #5.	72
Figura 37.	Corte nº3 do treino global final nº7 – Treino #5.	73
Figura 38.	Corte nº4 do treino global final nº7 – Treino #5.	73
Figura 39.	Treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.....	75
Figura 40.	Corte nº1 do treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.....	76
Figura 41.	Corte nº2 do treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.....	77
Figura 42.	Corte nº3 do treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.....	77
Figura 43.	Corte nº4 do treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.....	78
Figura 44.	Treino global total final nº1 – Treino #6.....	80
Figura 45.	Treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.....	81
Figura 46.	Corte nº1 do treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.....	82
Figura 47.	Corte nº2 do treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.....	83
Figura 48.	Corte nº3 do treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.....	83
Figura 49.	Corte nº4 do treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.....	84

Figura 50.	Teste padrão – Teste #1.....	85
Figura 51.	Teste final – Teste #2.....	86
Figura 52.	Secção do Teste final – Teste #2.....	87

Índice de Tabelas

Tabela 1.	Normas para determinação do teor de água.	10
Tabela 2.	Classificação da madeira de acordo com o seu teor de água (Cachim 2007).....	11
Tabela 3.	Massas volúmicas de algumas madeiras (kg/m ³) (Cachim 2007).....	14
Tabela 4.	Alterações provocadas termicamente na madeira seca em atmosfera inerte (Figuerola 2009).....	23
Tabela 5.	Fases de degradação da madeira.	24
Tabela 6.	Tabela tipo do treino de RNA.	48
Tabela 7.	Subestruturação das secções das peças de madeira.....	51
Tabela 8.	Dados do estudo inicial - Treino 1#.	54
Tabela 9.	Valores do erro obtido no estudo inicial - Treino #1.	54
Tabela 10.	Valores do erro e da precisão da rede - Treino #1.	56
Tabela 11.	Número de pontos a usar no Treino #2.	57
Tabela 12.	Dados do estudo inicial - Treino 2#.	58
Tabela 13.	Valores do erro obtido no estudo inicial - Treino #2.	58
Tabela 14.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #2.....	59
Tabela 15.	Valores do erro obtido no estudo intermédio da opção 1 - Treino #3.....	60
Tabela 16.	Valores do erro obtido no estudo intermédio da opção 2 - Treino #3.....	61
Tabela 17.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #3.....	62
Tabela 18.	Subestruturação das secções das peças de madeira segundo a opção 2..	63
Tabela 19.	Resumo do treino final – Treino #4.	65
Tabela 20.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #4.....	68
Tabela 21.	Resumo de treinos adicionais para a peça 270x270 (mm) – Treino #4..	69
Tabela 22.	Estrutura tipo do ficheiro “.train.csv” para o Treino #5.....	69
Tabela 23.	Resumo do treino global final – Treino #5.	70

Tabela 24.	Resumo de treinos adicionais ao treino global final – Treino #5.....	70
Tabela 25.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #5.....	71
Tabela 26.	Resumo do treino global final 40% – Treino #5.1.....	74
Tabela 27.	Resumo de treinos adicionais ao treino global final 40% – Treino #5.1.	75
Tabela 28.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #5.1.....	76
Tabela 29.	Estrutura tipo do ficheiro “.train.csv” para o Treino #6.....	79
Tabela 30.	Resumo do treino global total final – Treino #6.	79
Tabela 31.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #6.....	80
Tabela 32.	Resumo do treino global total final 40% – Treino #6.1.....	81
Tabela 33.	Valores do erro e da precisão da rede – Treino #6.1.....	82
Tabela 34.	Valores do erro e da precisão da rede - Teste #2.	87

LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

<i>ANN</i>	<i>Artificial Neuronal Networks</i>
B_x	Dimensão da peça de madeira segundo a coordenada cartesiana x
B_y	Dimensão da peça de madeira segundo a coordenada cartesiana y
CO_2	Molécula de dióxido de carbono
EC	Eurocódigo
H	Teor de água ou humidade
H_2O	Molécula de água
K	Graus kelvin
<i>MAE</i>	Erro médio absoluto
<i>MAPE</i>	Erro percentual médio absoluto
<i>MEF</i>	Método dos elementos finitos
O_2	Molécula de oxigénio
R^2	Coefficiente de distribuição
RF	Retardantes de fogo
<i>RMSE</i>	Erro ocorrido no treino e teste da rede
RNA	Redes Neurais Artificiais
S	Ponto de saturação das fibras
S'	Área da Secção
T	Temperatura
T_{ANN}	Temperatura obtida pela Rede Neuronal Artificial
T_{SAFIR}	Temperatura obtida pelo programa de elementos finitos <i>SAFIR</i>
T_1	Temperatura da superfície 1
T_2	Temperatura da superfície 2
<i>TLU</i>	<i>Threshold Logic Unit</i>
W	Quantidade de Calor
°C	Graus Centigrado
a_i	Estado de ativação atual da unidade i
a_T	Difusibilidade térmica
b	Espessura do material

c_T	Calor específico
$c_{T,0}$	Calor específico da madeira seca
d_{ef}	Profundidade da madeira ardida (mm)
e_i	Erro da unidade i
e_j	Erro da unidade j
f	Derivada da função de transferência
g	Função de ativação não linear
i	Unidade i
\dot{i}_i	Entrada total da unidade i
$\dot{i}(t)$	Entrada total da unidade
\dot{i}_j	Entrada total da unidade j
j	Unidade j
k_f	Valor que tem em conta a perda de resistência devido à elevada temperatura no perímetro da peça de madeira
m_h	Massa do provete húmido
m_s	Massa do provete seco
o_i	Saída prevista pela rede = T_{ANN}
p	Número de pontos onde as temperaturas foram calculadas
psf	Ponto de saturação das fibras
t	Tempo / tempo de exposição ao fogo
t_a	Instante onde é igual a taxa de combustão da madeira protegida e a taxa de combustão da madeira não protegida
t_{ch}	Instante de início da carbonização
t_f	Tempo de falha da proteção
t_i	Saída desejada na rede = T_{SAFIR}
t_m	Saída desejada média na rede
w_{ij}	Peso associado à ligação da unidade j para a unidade i
x_j	Sinal na entrada da sinapse j

(x,y)	Sistema de eixos de coordenadas Cartesianas
α_T	Coefficiente de dilatação térmica
β_f	Taxa de combustão (mm/min)
γ	Densidade
δ	Erro de cálculo
η	Taxa ou velocidade de aprendizagem (<i>Learning Rate</i>)
θ	Entrada externa, <i>offset</i> , ou bias
λ_T	Condutibilidade térmica
ρ	Massa volúmica
ρ_H	Massa volúmica a um dado teor em água

1. INTRODUÇÃO

1.1. Enquadramento geral – A madeira

Desde o início da Humanidade, ainda no Paleolítico e Neolítico, que o homem recorreu à madeira para elaboração de ferramentas que eram usadas nas suas necessidades diárias e de sobrevivência. Pelo que se pode dizer que a madeira é um material que, devido às suas características, tem desempenhado papel importante na vida do Homem. Desde os antepassados, até ao presente, que é usada como material não só decorativo, mas também como material tecnológico e de construção. As pontes e pavilhões, passando por mobiliário, esculturas, barcos e utensílios domésticos, atestam de forma irrefutável o quanto o uso da madeira contribuiu e tem contribuído marcadamente na vida social, cultural, económica e sobretudo histórico-artístico da humanidade (Carvalho 2008).

Em finais do século XIX o grau de evolução atingido pareceu não permitir maiores progressos. O aparecimento do aço, com perfis de forma de dimensões mais variadas permitiu a realização de estruturas mais arrojadas, fazendo face às exigências do desenvolvimento industrial. Disso são exemplo as grandes oficinas, hangares de aviação, pontes de grande vão. Com o rápido processo de domínio das propriedades e do cálculo destas novas estruturas, a madeira, de emprego empírico e tradicional, começou a dar lugar ao novo material. Este processo acentuou-se com a evolução do betão armado, levando a que em muitos países as aplicações em madeira entrassem em enorme decadência.

Forçoso se tornou abandonar os sistemas mais clássicos. O grande incremento que a madeira tem atualmente como material estrutural, deve-se em parte à crescente procura por materiais ecológicos, mas principalmente pelo surgimento da madeira lamelada colada, que vêm colmatar grande parte das desvantagens da madeira, e trazer confiança e uma liberdade inigualável frente a outros materiais, para o dimensionamento de uma estrutura (Silva 2009).

A madeira é um material resiliente e amigo do ambiente que possui grande durabilidade e ductilidade, elevada resistência estrutural, elevada resistência ao fogo e baixa densidade. Contudo a sua utilização como elemento estrutural ainda não conseguiu atingir o patamar onde estão outros materiais de construção como o betão e o aço, e isso

fica a dever-se sobretudo ao facto de ser um material anisotrópico e heterogéneo, que é suscetível a ataques biológicos. Sendo de referir que ainda existe algum desconhecimento sobre o próprio material em si.

Atualmente existem meios bem mais eficazes para a realização de ligações em madeira e que levam a novas perspectivas de um maior emprego da mesma na construção. Surgiram novos conhecimentos e conceções estruturais, com peças de secção composta, que se aproximam das características do aço, nomeadamente:

- Estruturas laminadas coladas;
- Contraplacados e aglomerados;
- Conhecimento mais aprofundado das propriedades da madeira.

Existem inúmeras espécies, tamanhos, formas e cores de madeira, que satisfazem praticamente todos os gostos ou necessidades, daí poder-se afirmar que estas são algumas das principais características que lhe permitem a permanência como uma das matérias-primas de eleição.

Construir com madeira apresenta inúmeras vantagens sob os mais variados pontos de vista, o que justifica os cerca de 90% de construção habitacional em madeira em regiões desenvolvidas como a Austrália, Escandinávia e América do Norte (Cachim 2007).

1.2. Motivação e Objetivos

Um dos campos em que ainda existe algum desconhecimento acerca do comportamento da madeira é no âmbito da sua exposição à temperatura. Assim, é sabido que uma peça de madeira quando exposta à ação da temperatura não apresenta um comportamento homogéneo e igual por ela toda. Ou seja, dois pontos distintos de uma peça de madeira apresentam valores de temperatura também eles distintos.

A principal motivação pessoal para o desenvolvimento deste trabalho passa pelo facto de poder contribuir para o enriquecimento de estudos e ferramentas sobre análise de temperatura em peças de madeira em situação de incêndio, nomeadamente a sua previsão pelo uso de Redes Neurais Artificiais (RNA).

Pretende-se então medir e avaliar a temperatura ao longo de peças de madeira com

dimensões e massas volúmicas variadas. Para tal, recorre-se ao uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) associadas a programas informáticos que vão ser descritos e mencionados ao longo do trabalho. O estudo vai abordar o conceito de RNA, como estas funcionam e como são usadas, através de modelos matemáticos, na análise de temperatura em peças de madeira sujeitas a incêndio. Em suma, esta dissertação tem como principal objetivo elaborar um modelo que nos permita saber a temperatura ao longo de diferentes peças de madeira recorrendo ao treino prévio de RNA.

1.3. Metodologia e conteúdo

O trabalho divide-se em seis capítulos:

- O **capítulo 1** onde é feita uma breve introdução na dissertação, com apresentação do objeto e âmbito do estudo desenvolvido. Refere o objetivo pretendido, bem como a motivação pessoal. Descreve sumariamente a estrutura e conteúdo do trabalho

- O **capítulo 2** onde se faz uma abordagem direta ao material - madeira- que é alvo de estudo, referindo de maneira sucinta a sua composição química, propriedades físicas e o seu comportamento e tratamento ao fogo. É feita uma abordagem a termos e terminologias que vão ser necessárias ao longo do estudo.

- O **capítulo 3** onde é feita uma abordagem genérica sobre Redes Neurais Artificiais (RNA), sua estrutura, modo de funcionamento e cálculo de erros associados.

- O **capítulo 4** onde são efetuados e descritos todos os estudos, treinos, testes e cálculos necessários para o desenvolvimento do modelo de RNA que permita prever a temperatura em peças de madeira sujeita ao fogo.

- O **capítulo 5** onde são apresentadas as conclusões finais do trabalho e as sugestões de futuros trabalhos.

Por fim, no **capítulo 6**, são listadas as referências bibliográficas usadas.

2. A MADEIRA NA CONSTRUÇÃO

2.1. Classificação e estrutura da madeira

No decorrer do estudo são usadas terminologias que estão relacionadas com a classificação das madeiras e a sua constituição estrutural, pelo que se torna necessário fazer uma abordagem sobre os assuntos mencionados.

A madeira é um material formado por células de diversos tipos (heterogéneo) e que apresenta propriedades que variam ao longo de três eixos direcionais (anisotropia): longitudinal, radial, e tangencial (Figura 1). A sua estrutura e propriedades também variam consoante a espécie, a idade, e as condições de crescimento da árvore.

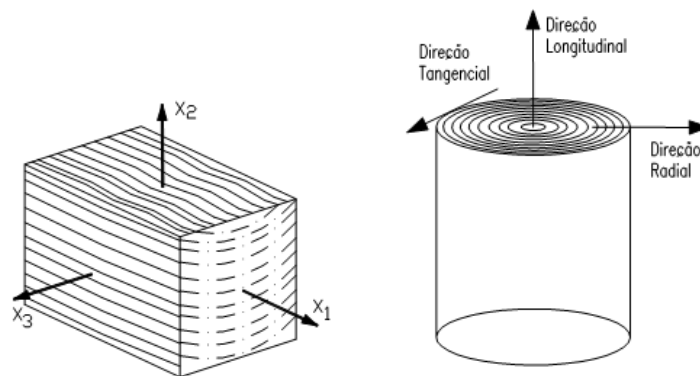


Figura 1. Direções de crescimento natural da madeira (Madeira 2011).

As árvores encontram-se inseridas em duas grandes categorias botânicas:

- Angiospérmicas (carvalho, castanho, choupo negro, eucalipto, etc);
- Gimnospérmicas (pinho, pinho manso, casquinha, etc).

As Angiospérmicas subdividem-se em: Monocotiledóneas e Dicotiledóneas. Estas últimas são as únicas que produzem madeira com estrutura lenhosa e são também denominadas de **Folhosas** ou madeiras duras. Apresentam sementes, flores com pétalas, folhas persistentes ou caducas com forma plana.

Nas Gimnospérmicas destacam-se a classe das coníferas, também conhecidas por **resinosas** ou madeiras brandas que se caracterizam-se por ter folhas persistentes, geralmente estreitas de pontas aguçadas, com frutos em forma de cone.

Quando á sua constituição uma árvore é composta por raiz, caule (ou tronco) e copa. A raiz funciona como apoio da árvore no solo. A copa engloba os ramos, folhas e frutos.

O tronco suporta a copa e conduz por capilaridade a seiva bruta da raiz até às folhas, e a seiva elaborada das folhas até ao lenho em crescimento. Pode ser dividido em várias partes como pode ser visto na Figura 2, sendo esta classificação feita do exterior para o interior.

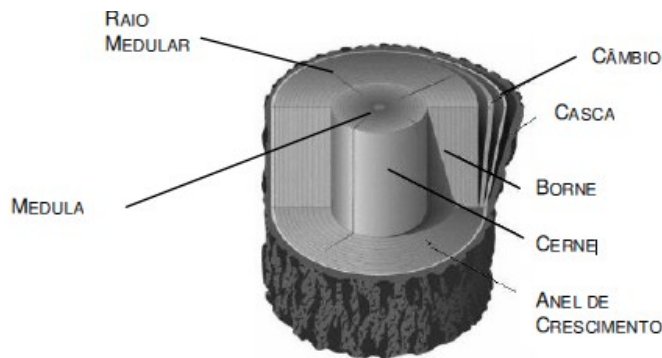


Figura 2. Esquema de constituição do tronco (Franco 2008).

Ainda no sentido de clarificar terminologias usadas no estudo, seguidamente, descreve-se resumidamente a função de cada uma das partes em que o tronco se encontra dividido (Figura2).

A **medula** é um tecido macia em torno do qual se verifica o crescimento inicial dos ramos novos.

O **cerne ou durâmen** constitui a zona envolvente da medula, sendo formado por células antigas mortas, impregnadas de minerais que lhe conferem grande resistência ao ataque de agentes biológicos (insetos e fungos) (Negrão 2005). Tem como principal função a sustentação do tronco.

O **borne ou alburno** é uma camada formada por células vivas que vão transportar a seiva das raízes e armazenar nutrientes. Possui uma área constante ao longo do tronco, o que significa que sobre aumento de espessura em altura.

O **câmbio ou líber** é uma camada microscópica que se situa sob a casca e é constituída por células vivas que dão origem as **anéis de crescimento** e à casca.

A **casca** é a camada protetora externa de espessura variável consoante a espécie e a idade. É constituída por duas subcamadas, uma externa de células mortas, e outra subjacente, de tecido vivo e macio, que conduz o alimento preparado nas folhas para as partes em crescimento.

2.2. Composição química da madeira

A composição química elementar da madeira varia muito de espécie para espécie. Em termos médios a sua composição em percentagem do peso seco é a seguinte (Cachim 2007):

- Carbono 50%;
- Oxigénio 43%;
- Hidrogénio 6%;
- Azoto 1%;
- Menos de 1% de Cinzas (silício, fósforo, potássio, cálcio).

Estes elementos são sintetizados em cada espécie em três componentes do tipo macropolímero que formam as paredes celulares da madeira, nomeadamente (Cachim 2007):

- Celulose (40 a 50%);
- Hemicelulose ou Polioses (25 a 40%);
- Lenhina (25 a 35%);
- Extrativos (menos de 5%).

A **celulose** é um dos compostos orgânicos mais abundantes na Terra, que entra na constituição de todas as plantas fibrosas e que toma o aspeto de microfibrilas, que normalmente se encontram associadas a hemiceluloses e à lenhina.

As hemiceluloses apresentam fórmulas muito variadas de peso molecular, muito inferior à celulose, e as suas cadeias são constituídas à base de açúcares (xilose, manose,

glucose, galactose e arabinose). Encontram-se na madeira sob a forma de fibras.

A **lenhina** é uma substância que se incrusta na madeira e constituída por uma malha tridimensional complexa que garante à madeira a sua durabilidade natural. Tem a função de ligante para assegurar a coesão transversal das fibras, contudo não confere nenhuma rigidez transversal devido a ser amorfa.

Existem ainda outros constituintes, designados de **extrativos**, que representam menos de 5% do seu peso. Estas substâncias (terpenos e resinas, polifenóis, tropolenos, glicósidos, açúcares, ácidos fáticos e alguns constituintes inorgânicos) são essenciais para a durabilidade, a dureza, o cheiro, a cor, bem como para a colagem, pintura e envernizamento. São substâncias que não fazem parte da parede celular (Klock 2003), e que possuem baixa massa molecular.

2.3. Propriedades físicas da madeira

A madeira, devido a ser um material natural proveniente das árvores, apresenta uma grande variedade de propriedades físicas, mecânicas e químicas. Estas por sua vez variam consoante a espécie em questão, podendo no entanto ser caracterizadas no geral.

Neste capítulo 2 (2.3.) deste trabalho, apenas iremos abordar e descrever as propriedades físicas da madeira, pois as restantes propriedades (mecânicas e químicas) não se revelam de grande relevância para o estudo e resultados a obter, nem são alvo de uso no mesmo.

Seguidamente serão abordadas as suas propriedades físicas que mais impacto tem na construção e de maior relevância ao longo do presente estudo, dando maior ênfase à **higroscopicidade**, à **massa volúmica** da madeira e às suas **propriedades térmicas**.

2.3.1. Higroscopicidade da madeira

Devido à abundância de grupos OH na molécula de celulose, esta apresenta polaridade atraindo água de soluções aquosas. Diz-se então que a celulose é um material higroscópico. A higroscopicidade da madeira é devida ao facto de esta ser rica em

celulose.

A madeira é um material higroscópico que efetua trocas de água com o meio exterior, e onde a presença da mesma afeta as suas propriedades e comportamento. Torna-se assim necessário saber um pouco do seu comportamento mediante as referidas trocas de água.

2.3.1.1. Teor de água

O teor de água (H) ou humidade da madeira é o valor percentual do peso de água de uma amostra em relação ao peso seco da mesma, peso este que é medido após secagem em estufa a $103\pm 2^\circ\text{C}$ (Alexandre 2007) onde se diz que a madeira está completamente seca ($H=0\%$). É de referir que temperaturas de secagem superiores podem originar degradação dos componentes da madeira. O cálculo do teor de água pode ser efetuado recorrendo à Equação (1) (Cachim 2007).

$$H = 100 \times \frac{m_h - m_s}{m_s} \quad (1)$$

Onde:

H é o teor de água ou humidade da madeira;

m_h é a massa do provete húmido;

m_s é a massa do provete seco.

Na Tabela 1, encontram-se algumas normas usadas na determinação do teor de água para alguns tipos de madeira.

Tabela 1. Normas para determinação do teor de água.

Ref. ^a	Material	Título
NP EN 322:2002	Placas de derivados de madeira	Determinação do teor de água
ISO 3130:1975	Madeira	<i>Determination of moisture content for physical and mechanical tests</i>
NP-614:1973	Madeiras	Determinação do teor em água

2.3.1.2. Higroscopicidade

Tal como já foi referido anteriormente, a madeira é um material higroscópico que efetua contínuas trocas de água com o exterior. Para cada combinação entre temperatura e humidade relativa do ar haverá um ponto de equilíbrio entre a difusão interna da água e o movimento desta para o exterior. Este ponto de equilíbrio é denominado de **teor de água de equilíbrio** e não é nada mais do que aquele para o qual é nulo o saldo das permutas de água da madeira com o exterior, sob dadas condições ambientais. É possível, na Figura 3, ver as curvas de teor de água de equilíbrio para várias combinações de temperatura/humidade relativa do ar.

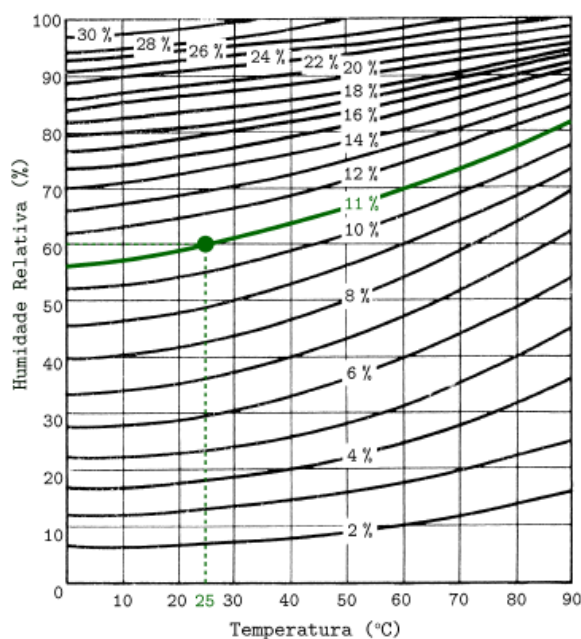


Figura 3. Curvas de humidade de equilíbrio da madeira (Machado 2006).

Por exemplo se a madeira estiver no interior de um compartimento, a 25 °C e 60% de humidade relativa, terá um teor de água de 11%, tal como pode ser visto na marcação a tracejado verde na Figura 3.

Tal estado não se verifica uniformemente ao longo de toda a peça de madeira, começando mais rapidamente na película em contato com o ar e prosseguindo gradualmente, mas não uniformemente, da periferia para o centro. Deste modo, podem surgir zonas de rotura e fissuração entre porções da peça.

Uma vez que as condições ambientais estão sempre a variar, a madeira raramente se encontra no estado de equilíbrio. Assim, no que se refere ao teor de água que possui, a madeira, pode classificar-se de acordo com a Tabela 2.

Tabela 2. Classificação da madeira de acordo com o seu teor de água (Cachim 2007).

Classe	Teor de água	Comentários	
Madeira Saturada	> 70	Madeira durante longo tempo imersa em água	
Madeira Verde	psf - 70	Madeira em pé ou de corte recente	
Madeira semi-seca	23 - psf	Madeira serrada em verde. Madeiras em ambientes muito húmidos e/ou frequentemente expostos à chuva.	
Madeira Seca	18 - 23	Madeira seca (fora de risco de alteração cromática).	Construções não cobertas ou cobertas mas muito expostas (hangares por exemplo)
Madeira seca ao ar	13 - 18	Inverno: 16 - 18 Primavera/Outono: 14 - 16 Verão: 12 - 14	
Madeira dessecada	0 - 13	Interiores: Ambientes aquecidos.	
Madeira completamente seca	0	Estabiliza em peso a 103°C. Não é possível de manter em condições ambientes pois a madeira absorverá água do ar.	

O **ponto de saturação das fibras**, psf, representa o teor de água correspondente à situação em que toda a água livre foi expulsa, encontrando-se saturadas apenas as fibras das paredes celulares. O valor do psf é quase que independente da espécie de madeira, situando-se geralmente entre os 25% e os 35%. Geralmente o psf corresponde a $H=28\%$ e representa-se pela letra *S*.

Como o estado higrométrico e a temperatura do ar envolvente condicionam o

comportamento do material, a comparação entre diversas madeiras é válida quando feita à humidade padrão ($H=12\%$) e a $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ de temperatura (Machado 2006). São estas as condições base a ser usadas no caso prática mais à frente neste trabalho.

2.3.1.3. Retração e dilatação (inchamento) da madeira

O teor de água, só por si, já é um fator condicionante para grande parte das propriedades da madeira, mas este possui um papel muito especial nas dimensões desta, uma vez que provoca variações dimensionais de retração e dilatação (inchamento) que acabam por causar um grande número de patologias.

O fenómeno de retração está associado à perda de água, enquanto o fenómeno de inchamento está associado ao aumento do teor de água, e ambos são consequência da água adsorvida pelas paredes celulares.

A madeira é um material anisotrópico e, conseqüentemente, as variações dimensionais também se realizam de forma anisotrópica, isto é, varia de formas diferentes, consoante a direção avaliada.

2.3.1.4. Distorções na secagem

A diferença entre a retração radial e tangencial é o principal fator de empenamento da madeira durante os processos de humidificação e secagem (Cachim 2007). O quociente entre estes dois coeficientes dá uma medida adimensional da anisotropia da madeira. A heterogeneidade da retração transversal origina as distorções na secagem que por sua vez se vão traduzir na alteração da forma da secção transversal e no empeno das peças de madeira serrada.

2.3.2. Massa volúmica e densidade

A massa volúmica (ρ_H) é não só uma das mais importantes características físicas da madeira, mas também o mais simples indicador da resistência da madeira sem defeitos. Assim, o aumento da massa volúmica leva a um aumento da resistência da madeira. Isto

deve-se ao facto do seu valor representar a medida da quantidade de madeira presente em determinado volume.

A determinação da massa volúmica da madeira pode ser feita recorrendo à norma “NP 616:1973. Madeiras. Determinação da massa volúmica”. A norma usa a Equação (2) que nos diz que a **massa volúmica** da madeira, a um dado teor em água H , é o quociente entre a sua massa, m_H , e o seu volume, V_H , sendo geralmente expressa em Kg/m^3 .

$$\rho_H = \frac{m_H}{V_H} \quad (2)$$

Chama-se de **densidade**, γ , ao quociente entre a massa específica da madeira e a massa específica da água, sendo por isso um valor adimensional.

Em termos de aplicação prática, o conhecimento da massa volúmica da madeira a determinado teor de humidade possibilita a avaliação aproximada da massa volúmica correspondente a qualquer outro teor de humidade, com recurso ao correntemente designado de ábaco de Kollman (Figura 4). Este ábaco foi construído pelo cientista alemão a partir de inúmera informação sobre um grande número de amostras e de muitas espécies de madeira.

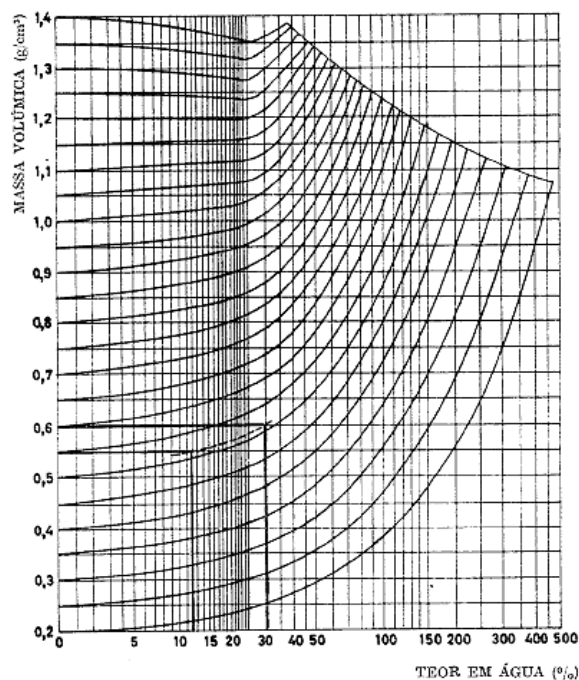


Figura 4. Ábaco de Kollmann (Coutinho 1999).

No ábaco da Figura 4 a base de dados para as amostras incidu essencialmente sobre a seguinte informação:

- Variação da retração volumétrica de fibras;
- Variação do teor de saturação de fibras.

A Tabela 3 ilustra as massas volúmicas de algumas madeiras existentes em Portugal, servindo de consulta para mais à frente fazer uma escolha das massas volúmicas a usar no estudo.

Tabela 3. Massas volúmicas de algumas madeiras (kg/m³) (Cachim 2007).

Madeira		Intervalo de variação
		Massa Volúmica
Resinosas	Casquinha	450 - 550
	Cedro	500 - 600
	Criptoméria	250 - 300
	Pinho bravo	500 - 700
	Pinho manso	500 - 600
Folhosas	Acácia	550 - 650
	Azinho	800 - 950
	Carvalho	600 - 900
	Castanho	550 - 700
	Choupo	400 - 580
	Eucalipto	700 - 850
	Faia	660 - 800
	Freixo	650 - 880
	Nogueira	600 - 750
	Plátano	650 - 800
Sobro	800 - 950	

2.3.3. Propriedades Térmicas

2.3.3.1. Dilatação térmica

A madeira, tal como quase todos os corpos sólidos, pode dilatar-se quando sujeito à ação do calor, sendo na prática desprezável essa mudança de dimensão em face das variações inversas por retração, devidas à variação do teor em água.

O coeficiente de dilatação térmica, α_T , mede o aumento de dimensão térmica de uma peça quando sujeita à variação unitária de temperatura. Normalmente este valor varia bastante com a orientação das fibras da madeira e os seus efeitos na construção em madeira não são tidos em grande conta, dado assumir valores pequenos que se anulam com as variações dimensionais negativas provocados pelo teor em água.

2.3.3.2. Condutibilidade Térmica

A madeira é um mau condutor térmico dado possuir poucos elementos livres e ser um material muito poroso, daí ser usado pelo seu bom isolamento térmico. A condutibilidade térmica, λ_T , pode ser definida como a quantidade de calor, W , que atravessa uma área S' , de um material com espessura b , durante o tempo t , com uma diferença de temperatura $T_1 - T_2$ entre superfícies opostas, considerando que o fluxo se dá apenas entre estas duas superfícies (Cachim 2007).

$$\lambda_T = \frac{W \times b}{t \times S' \times (T_2 - T_1)} \quad (3)$$

2.3.3.3. Calor específico

O calor específico de um dado material, c_T , é a quantidade de energia térmica necessária para causar a troca de uma unidade de temperatura a uma unidade de massa do material e traduz-se pela relação entre a capacidade de aquecimento deste material e a capacidade de aquecimento da água.

O calor específico da madeira vai depender da temperatura e do seu teor em água, sendo que uma relação aproximada entre o calor específico da madeira seca, $c_{T,0}$, e a temperatura, em K, pode ser obtido pela Equação (4) (Cachim 2007):

$$c_{T,0} = 0,2692 + 0,00108 \times T \quad (4)$$

2.3.3.4. Difusibilidade térmica

A difusibilidade térmica, a_T , é a medida da rapidez com que o material pode absorver calor das suas imediações e é função do seu calor específico, c_T , da sua densidade, γ , e da sua condutibilidade térmica, λ_T , sendo normalmente utilizada em cálculos para a solução de problemas na área da secagem, de prevenção e de laminação de madeiras. A difusibilidade térmica é definida a partir da Equação (5) (Cachim 2007):

$$a_T = \frac{\lambda_T}{c_T \times \gamma} \quad [m^2/s] \quad (5)$$

2.4. Degradação da madeira

Os materiais de construção são degradados pelos efeitos de condições ambientais adversas e a extensão dos danos consequentes depende quer dos materiais, quer da sua condição (Araújo 2005). A madeira destaca-se como um dos materiais mais degradáveis.

O tempo/idade da madeira por si só não é sinónimo de degradação, sendo comum encontrar peças de madeira antigas em serviço que apresentam maior ou menor grau de deterioração. Existem, na atualidade, numerosos exemplos de estruturas ou artefactos de madeira em excelente estado de conservação, apesar de existirem há centenas, ou mesmo milhares de anos. Tal facto fica a dever-se à sua exposição a condições ambientais que não foram propícias à sua deterioração.

Com efeito, a degradação de elementos de madeira surge como resultado da ação de agentes físicos, químicos, mecânicos ou biológicos aos quais este material é sujeito ao longo da sua vida (Cruz 2003).

- Os principais agentes de deterioração da madeira são:
- Agentes atmosféricos (água, radiação solar);
- Fungos;
- Fogo;
- Insetos (carunchos e térmitas);
- Bactérias;

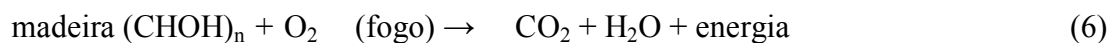
- Xilófagos marinhos.

Neste trabalho, no capítulo 2 (2.4.), apenas iremos abordar e descrever o processo de degradação, resistência e proteção da madeira ao fogo, pois os restantes agentes de deterioração, acima referidos, não se revelam de grande relevância para o estudo e resultados a obter.

2.4.1. Degradação da madeira pelo fogo

O processo de degradação da madeira pelo fogo pode durar apenas algumas horas, contrariamente à sua deterioração por biodegradação que pode demorar anos.

Por ser essencialmente constituída por carbono e hidrogénio, a madeira torna-se num excelente combustível, sendo a sua degradação ao fogo expressa pela Equação (6) (Costa 2009).



Neste processo de combustão, a degradação da madeira consome oxigénio (O_2), libertando dióxido de carbono (CO_2) e energia sob a forma de vapor de água (H_2O) a temperatura elevada. A madeira perde o seu vapor de água, cerca de 8 a 15% da sua constituição, até à temperatura de 275 °C. Dos 275 °C até aos 450 °C a reação é exotérmica, altura em que se começa a formar um resíduo sólido à superfície da madeira, na forma de carvão. Estes valores e outros podem ser vistos mais à frente na Tabela 4.

O comportamento ao fogo das madeira varia consoante a espécie, sabendo-se que a taxa de combustão varia inversamente com a massa volúmica e que a dificuldade de ignição é proporcional á sua massa volúmica. Isto vem dar sustentabilidade à ideia que as madeiras duras, são mais adequadas para garantir maior resistência ao fogo ou para serem usadas como camada de proteção. Contudo, o bom comportamento ao fogo não deve ser alvo de generalização indiscriminada, uma vez que apenas as peças com grandes secções transversais, pelo menos superiores a 80 mm, exibem este comportamento (Cachim 2007).

A madeira apresenta uma baixa condutibilidade térmica (2.3.3.2), pelo que, é um

material que dificulta o aumento da temperatura em zonas contíguas às que se encontram em combustão, evitando a dilatação excessiva da estrutura. A combustão do material da camada superficial produz uma camada carbonizada isolante, como referido acima, que dificulta a transmissão de calor e a progressão do fogo para o interior, protegendo-o da ação das chamas. Sob a camada carbonizada vai existir uma outra com aproximadamente de 5 mm de espessura na qual a madeira está alterada mas não completamente decomposta. O que resta da secção, ou seja a zona interior, encontra-se a uma temperatura bem mais baixa, mantendo as suas capacidades mecânicas originais e contribuindo para a resistência da estrutura (Figura 5 e Figura 9). A perda de capacidade resistente ocorrerá como resultado da redução da secção transversal. A madeira só vai perder capacidade de suporte de carga quando a secção residual do elemento for reduzida ao tamanho em que a tensão na secção exceda a capacidade resistente da madeira (Cachim 2007).

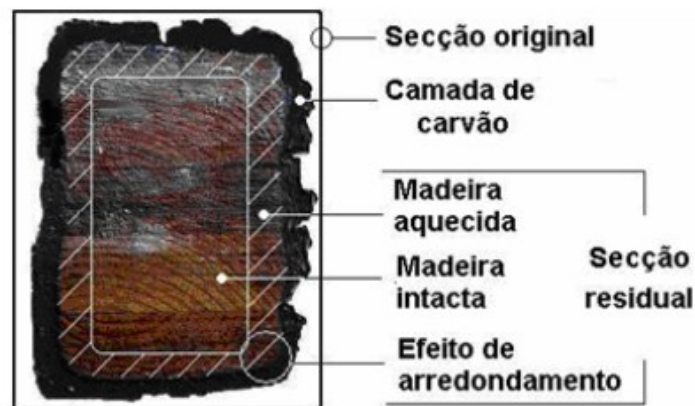


Figura 5. Secção transversal de um elemento sujeita ao fogo (Tecverde 2011).

2.4.1.1. Comportamento da madeira ao fogo

Durante um incêndio existem duas fases distintas (Figura 6), nomeadamente a fase de desenvolvimento (Pré-flashover) e a fase de pleno desenvolvimento (Pós-flashover). A fase de desenvolvimento incorpora vários fenómenos, tais como:

- Combustibilidade do material;
- Facilidade de ignição (igniscibilidade);
- Taxa de libertação de calor;
- Velocidade de propagação superficial.

A fase de pleno desenvolvimento do incêndio é a que representa a situação onde estão envolvidos no processo todos os materiais combustíveis.

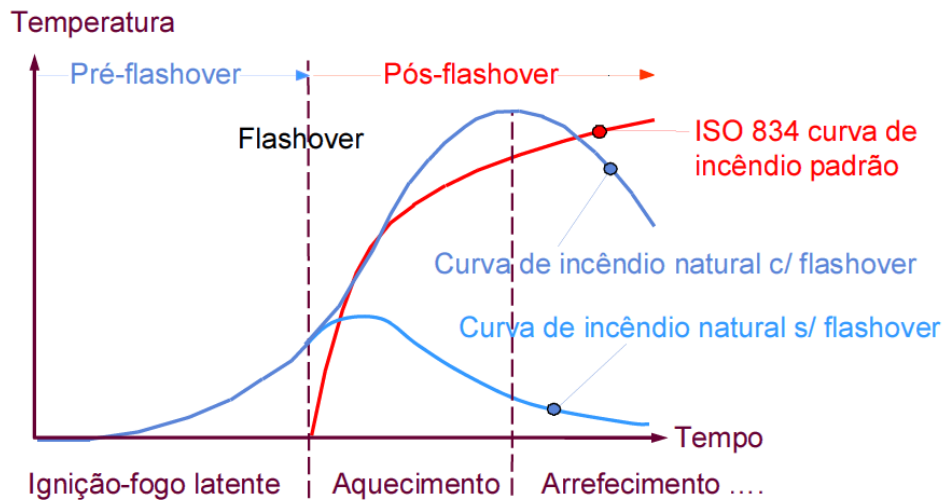


Figura 6. Fases de um incêndio (Real 2010).

No âmbito da construção torna-se necessário e desejável que a madeira sujeita a incêndio continue, não só a suportar as cargas, como também a conter o fogo dentro da zona de origem sem a fuga de chamas ou gases quentes. Assim, definimos como **resistência ao fogo** da madeira, a capacidade (medida em tempo) para resistir à atuação de fogo plenamente desenvolvido. O seu cálculo é efetuado tal como descrito em 2.4.2.1. É um conceito que tem a ver, mais do que com o material, com o(s) elemento(s) de construção (Negrão 2005). Como exemplo comparativo da resistência de um elemento de madeira com um de aço temos a Figura 7.

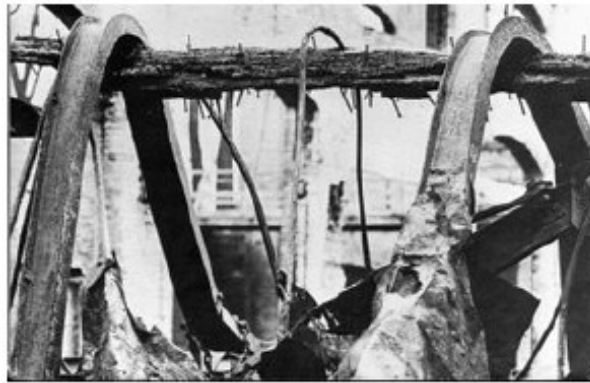


Figura 7. Resistência de elemento de madeira comparada com o de aço (Costa 2009).

Segundo o EC1 (EN1995-1-2 2004), o comportamento face ao fogo dos elementos estruturais ou de compartimentação, considerado em termos da manutenção das funções que tais elementos devem desempenhar em caso de incêndio, caracteriza-se por um indicador denominado «resistência ao fogo», que se avalia pelo tempo que decorre desde o início de um processo térmico normalizado (por exemplo a curva de incêndio padrão ISO 834 – Figura 8) a que o elemento é submetido até ao momento em que ele deixa de satisfazer determinadas exigências relacionadas com as referidas funções (Silva 2009).

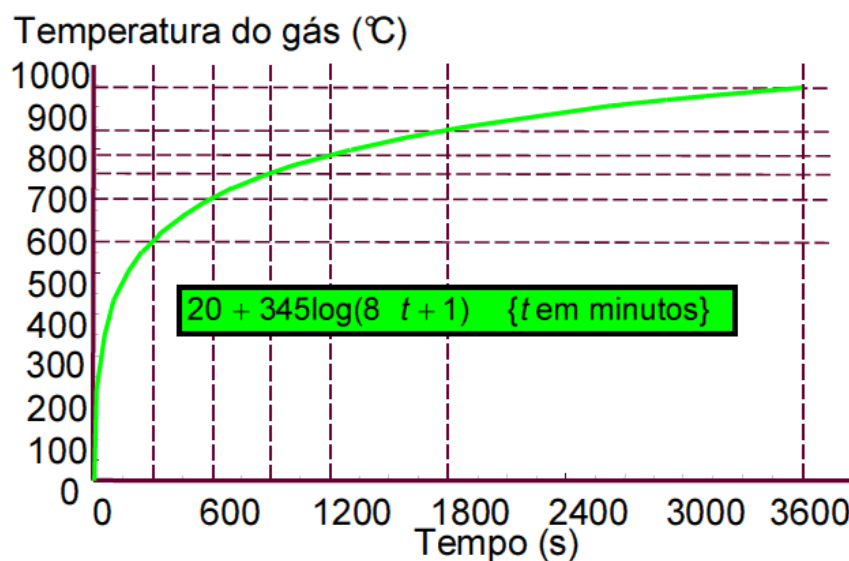


Figura 8. Curva de incêndio padrão ISO 834 (Real 2010).

A curva representada na Figura 8, tem de obedecer às seguintes recomendações:

- Tem de ser usada em todo o compartimento mesmo sendo um grande compartimento;
- Não considera a fase de Pré-flashover;
- Nunca decresce;
- Não depende da carga de incêndio e das condições de ventilação.

De forma a quantificar diferenças de temperatura entre as várias zonas da madeira representadas na Figura 5, na Figura 9 pode ser visualizado um perfil de distribuição tipo de temperaturas de uma peça exposta a temperatura controlada de 930 °C, de onde se retira que a temperatura imediatamente antes da camada carbonizada é de 200 °C e no centro da peça é de 90° C.

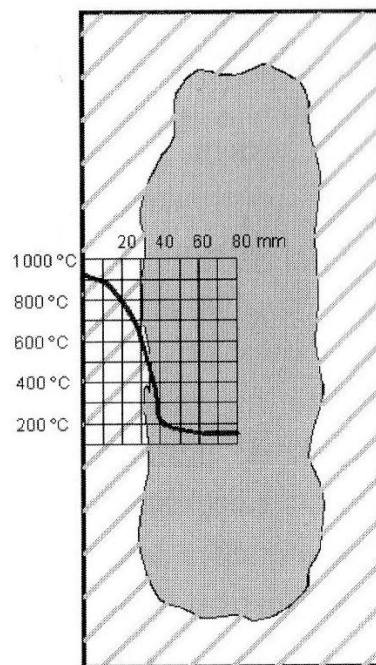


Figura 9. Distribuição típica de temperaturas numa secção (Cachim 2007).

Na Figura 10 podemos ver de forma mais clara a sequência de eventos durante um incêndio e as suas consequências na estrutura resistente. No que se refere ao processo de ignição numa peça de madeira, está diretamente relacionado com a massa específica da madeira em causa. Quanto maior o seu peso específico, maior será o seu tempo de ignição.

A partir daí o fogo evolui tal como esquematizado na Figura 10, onde se encontram mencionados os respetivos Eurocódigos a usar em cada uma das fases



Figura 10. Resistência ao fogo – sequência de eventos (Real 2010).

2.4.1.2. Processos químicos e físicos na combustão da madeira

A madeira, assim como os seus derivados, quando submetida à ação do calor, está sujeita a variações físico-químicas. O gradiente térmico derivado do aquecimento diferencial origina transferência de massa e conseqüentemente a secagem do material. Mediante temperaturas elevadas ocorrerá a despolimerização da madeira com libertação de gases voláteis inflamáveis ou não, a combustão do material lenhoso, a combustão do carbono fixo. A Tabela 4 mostra-nos a forma como variam com a temperatura a estrutura dos macropolímero que constituem a madeira tal como referido no capítulo 2 do trabalho (2.2.).

Tabela 4. Alterações provocadas termicamente na madeira seca em atmosfera inerte (Figuroa 2009).

Temperatura (°C)	Alterações na madeira
55	A estrutura natural da lenhina é alterada. A hemicelulose começa a amolecer.
70	Começa a retração transversal da madeira.
110	A lenhina lentamente começa a perder peso.
120	O teor de hemicelulose começa a diminuir. A lenhina começa a amolecer.
140	A água de impregnação é libertada.
160	A lenhina funde-se e começa a ressolidificar.
180	A hemicelulose começa a perder peso rapidamente. A lenhina escoa.
200	A madeira começa a perder peso rapidamente. Formação de resinas fenólicas e desidratação da celulose.
210	A lenhina solidifica. A celulose amolece e despolimeriza-se. As reações endotérmicas transformam-se em exotérmicas.
225	A cristalinidade da celulose diminui e é retomada.
280	A lenhina atinge 10% de perda de peso. A celulose começa a perder peso.
288	Temperatura adotada para carbonização da madeira.
300	O cerne amolece irrecuperavelmente.
320	A hemicelulose é completamente degradada.
370	A celulose apresenta perda de 83% do seu peso inicial.
400	A madeira é completamente carbonizada.

A **combustão** é a transformação térmica na presença de oxigénio ou ar, em quantidade suficiente para provocar a sua decomposição completa por uma fonte externa de calor. Quando a transformação deixa de ter a presença de oxigénio, ou tem em pequenas quantidades, ocorre a carbonização, cujo resíduo sólido é o carvão.

As reações químicas no interior do material são bastante complexas, ocorrendo simultaneamente no espaço reações exotérmicas e endotérmicas. Quando a madeira arde, a sua decomposição química começa com a formação de carvão, pirólise, e gases de combustão. Tal como referido em 2.4.1., a ignição espontânea de elementos delgados de madeira vai depender da espécie em questão, do período de tempo que o material for submetido a calor.

Os intervalos de valores de temperatura onde ocorrem os processos químicos e físicos variam consoante o autor, contudo para uma melhor visualização desses processos basta consultar a Tabela 5 que foi elaborada segundo: (Cachim 2007; Figuroa 2009).

Tabela 5. Fases de degradação da madeira.

Temperatura T (°C)	Fenómeno
20 a 100 °C	Secagem da madeira. Diminuição da resistência e do módulo de elasticidade.
100 °C	Água começa a vaporizar, escapando por cantos, juntas, e poros abertos, não aumentando a temperatura até toda se evaporar.
100 a 150°C	Após a evaporação de toda a água sobe rapidamente a temperatura.
150 a 200 °C	Geram-se gases constituídos por 70% de dióxido de carbono (CO ₂), incombustível, e 30% de monóxido de carbono (CO), combustível.
200 °C	Formam-se mais gases combustíveis e a proporção de CO ₂ diminui.
200 a 280 °C	Aumento de reação química e eliminação de gases. Ocorrência de reações exotérmicas primárias sem inflamação.
280 a 500°C	Ignição de elementos de madeira (280 a 430 °C). A temperatura na superfície aumenta rapidamente continuando a carbonização da madeira. A decomposição ocorre dentro de uma camada de pirólise com aproximadamente 5mm de espessura.
> 500 °C	Produção de gás está já muito reduzida e a produção de carvão aumenta até terminar, iniciando-se a sua gaseificação. O Carvão é o resíduo principal. Interior da madeira a temperaturas inferiores.

A madeira pré aquecida por um longo período de tempo pode desencadear a ignição a temperaturas na ordem dos 150 °C.

Tal como já foi referido anteriormente a madeira possui baixa condutibilidade térmica o que faz com que a temperatura no interior da secção transversal seja muito mais baixa do que na superfície e consequentemente o seu comportamento ao fogo melhor do que inicialmente se julgue.

► No presente estudo considerou-se que a madeira se inflama espontaneamente a \pm 300 °C (EN1995-1-2 2004), temperatura a partir da qual começa a perder as suas funções resistentes.

2.4.2. Resistência e proteção ao fogo

2.4.2.1. Resistência ao fogo

A resistência ao fogo de um elemento estrutural de madeira, definida em 2.4.1.1., baseia-se no princípio de que a madeira arde a uma taxa constante, daí poder-se estimar a profundidade da madeira ardida pela Equação (7) (Cachim 2007).

$$d_{ef} = \beta_f t + k_f \quad (7)$$

Onde:

d_{ef} é a profundidade da madeira ardida (mm);

β_f é a taxa de combustão (mm/min);

t é o tempo de combustão (min);

k_f é um valor que tem em conta a perda de resistência devido à elevada temperatura no perímetro da peça.

Os valores de k_f e de β_f podem ser obtidos recorrendo ao EC5 (EN1995-1-2 2004), variando consoante o tipo de madeira. Para termos uma ideia, a taxa de combustão é de 0,5 mm/min para madeiras folhosas e 1 mm/min para aglomerados de madeira. Grosso modo, a velocidade de carbonização da face exposta da madeira não protegida é de 0,6 a 0,7 mm/minuto (TRIA 2012). Assim, diz-se que quanto maior a massa volúmica e a espessura dos painéis menor a taxa de combustão.

A verificação de verificação de segurança está prevista na norma “EN 1995-1-2:2004. Eurocode 5: Design of timber structures – Part 1-2: General – Structural fire design” (EN1995-1-2 2004) e assenta nas seguintes aspetos fundamentais (Cachim 2007 [2]) :

- i) A taxa de combustão da madeira é constante;
- ii) As ações são calculadas tendo por base as combinações acidentais;
- iii) A resistência da madeira é calculada com base no percentil de 20%;
- iv) A verificação da segurança efetua-se comparando as tensões calculadas de acordo

com (ii) com a resistência obtida em (iii) admitindo uma secção reduzida calculada de acordo com (i).

2.4.2.2. Proteção ao fogo

O comportamento da madeira ao fogo pode ser melhorado protegendo-a com dois tipos de soluções, nomeadamente:

- Sistemas de proteção com retardantes de fogo (RF);
 - Impregnação com RF;
 - Revestimento com RF;
- Sistemas de proteção com placas de madeira.

Nos **sistemas de proteção com retardantes de fogo** recorre-se a produtos químicos ignífugos aplicados por impregnação em autoclave (sais metálicos em solução aquosa) ou por tratamento superficial (tintas e vernizes).

Nos **sistemas de proteção com placas de madeira**, como o próprio nome indica, recorre-se à aplicação de placas de madeira (Figura 11) para a proteção de elementos de madeira. As placas vão arder a uma taxa aproximadamente constante, enquanto a estrutura mantém uma temperatura muito inferior.

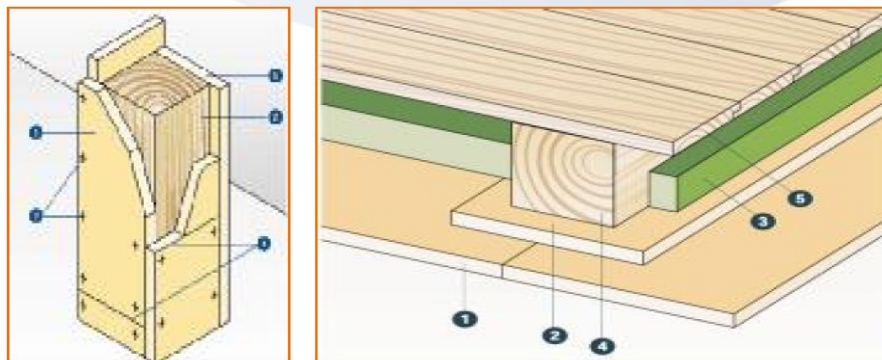


Figura 11. Sistemas de proteção com placas de madeira (Tecverde 2011).

O efeito protetor das placas pode ser descrito da seguinte forma (Figura 12) (Tecverde 2011):

- O início da carbonização é atrasado até ao instante t_{ch} ;
- A carbonização pode iniciar-se antes do tempo de falha da proteção, t_f , mas as taxas de combustão são inferiores às que a madeira teria se não tivesse proteção;
- Após o instante t_f , a madeira arde a uma taxa de combustão superior à da madeira não protegida até que a partir de um determinado instante, t_a , a taxa de combustão da madeira protegida é igual à taxa de combustão da madeira não protegida.

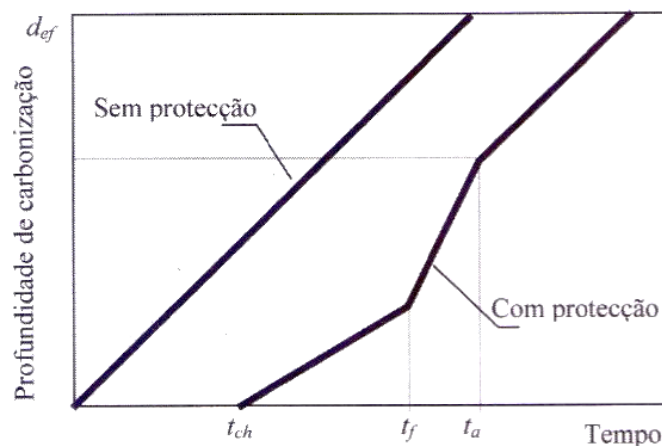


Figura 12. Comparação entre carbonização de um elemento com e sem proteção de placas de madeira (Cachim 2007).

Ambos os tipos de solução de proteção atrasam a ignição do fogo e reduzem o grau de desenvolvimento da combustão, tendo como finalidades:

- Garantir a proteção de pessoas e bens contra os efeitos do fogo;
- Garantir a estabilidade ao fogo das estruturas durante um determinado período de tempo;
- Limitar o desenvolvimento e propagação do fogo e de fumos;
- Garantir mais tempo para evacuação dos ocupantes dos edifícios;
- Minimizar riscos das equipas de salvamento.

2.5. Uso da Madeira na construção – Vantagens e desvantagens

O uso de madeira como principal constituinte de estruturas de edifícios não está ainda em igualdade com o betão ou o aço, contudo a construção recorrendo ao seu uso tem-se apresentado **vantajosa**, principalmente devido às seguintes características apresentadas:

- Disponível em grandes quantidades a preços relativamente baixos. A renovação das reservas torna o material permanentemente disponível (recurso renovável);
- Fácil de trabalhar, aplicar e reformar, requerendo o uso de ferramentas simples;
- Foi o primeiro material usado capaz de resistir tanto a esforços de compressão como de tração, podendo apresentar a mesma resistência à compressão que um betão de resistência razoável;
- Viabiliza maior flexibilidade para projetos devido à sua grande adaptabilidade, quanto a forma, função e dimensões;
- A cadeia produtiva da construção em madeira é bastante generosa na geração de empregos;
- Permite ligações e emendas fáceis de executar;
- Não estilhaça quando submetida a choques bruscos que romperiam ou fendilhariam outros materiais de construção;
- Apresenta bom comportamento térmico e acústico;
- No seu aspeto natural apresenta grande variedade de padrões e tonalidades;
- As estruturas de madeira, desde que bem conservadas podem alcançar centenas de anos de vida útil.

Em contraposição, a utilização de madeira possui algumas **desvantagens**, que devem ser cuidadosamente tomadas em consideração no seu uso como material de construção, das quais se destacam as seguintes:

- É um material heterogéneo e anisotrópico;
- É muito vulnerável à ação de agentes externos, e quando não são tomadas medidas preventivas, apresenta durabilidade limitada;
- É combustível e apresenta dimensões limitadas;
- É muito sensível ao ambiente, variando de volume com a variação da humidade.

Contudo, com um conjunto de processos de melhoramento que foram desenvolvidos é permitido **anular ou minimizar as características negativas** que a madeira apresenta no seu estado natural, nomeadamente:

- A degradação das suas propriedades e o aparecimento de tensões internas decorrentes de alterações da humidade são anulados pelo processo de aparecimento de secagem artificial controlada (Coutinho 1999);
- A deterioração da madeira em ambientes que favorecem a ação dos seus principais agentes de degradação é contornada com tratamentos de preservação;
- A heterogeneidade e anisotropia, assim como a limitação de dimensões que possui, são resolvidas pelo surgimento de laminados, contraplacados, e aglomerados.

3. REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS

3.1. Introdução

De acordo com *Haykin* (Ribeiro 2007) uma rede neuronal é um processador paralelamente distribuído constituído por unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso futuro. As redes assemelham-se ao cérebro humano em dois aspetos:

- O conhecimento é adquirido pela rede a partir do seu ambiente através de um processo de aprendizagem;
- Forças de conexão entre neurónios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Segundo *Braga* (Ribeiro 2007) as RNA são sistemas paralelos distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (nós) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais.

Em quase todos os modelos existentes as referidas conexões estão associadas a pesos que armazenam o conhecimento representado no modelo e servem de meio de ponderação da entrada recebida por cada um dos neurónios da rede. O modo de funcionamento das RNA tem como base a estrutura física do cérebro humano.

O nosso sistema nervoso central recebe do exterior, armazena, processa e transmite informação. A observação do seu desempenho tem demonstrado uma extraordinária capacidade para executar rápida e eficientemente algumas tarefas de grande complexidade, nomeadamente:

- O processamento em paralelo da informação;
- A memória associativa;
- A capacidade para classificar e generalizar conceitos.

Pelas suas propriedades as RNA têm vindo a ser usadas para a resolução de vários

problemas computacionais, nomeadamente:

- Não linearidade;
- Rotinas de entrada;
- Adaptabilidade;
- Generalização.

Em função das suas características naturais e do seu paralelismo interno inerente à sua arquitetura, as RNA são capazes de solucionar problemas de grande complexidade. Como tal, apresentam possibilidade de melhor desempenho quando comparadas com os modelos convencionais. A capacidade de solução de problemas que possuem devem-se à seguinte sequência de procedimentos:

- Inicialmente é apresentado o problema – dados de entrada;
- Seguidamente a RNA extrai automaticamente as características destas informações;
- Aprendem com as mesmas informações e sugerem um resultado.

As RNA possuem **capacidade de generalização**, ou seja, reconhecem padrões não apresentados no seu período de treino. Esta capacidade permite-lhes extrair informações não apresentadas de forma explícita através de exemplos. Possuem também, capacidade de **auto-organização** e de **processamento temporal**, que associado a todas as referidas características, fazem delas uma ferramenta muito poderosa na resolução de problemas complexos.

Estes fatores têm servido de motivação quer, para o estudo detalhado da constituição do cérebro quer, para a sua mimetização na conceção de sistemas com as capacidades atrás referidas (RNA).

As redes neurais artificiais têm sido utilizadas na modelação de memória associativa, reconhecimento de padrões, representação de funções booleanas, representação de funções contínuas, previsão de séries temporais, otimização, etc (Moreira 1997).

3.2. Modelo biológico e modelo matemático

O córtex cerebral é constituído por unidades celulares independentes designadas por neurónios, que se encontram interligados entre si e em constante comunicação. A comunicação é realizada unidirecionalmente e de forma descontínua (impulsos), através da receção de sinais eletroquímicos. Estes sinais são processados no interior do neurónio e é emitido um resultado processado.

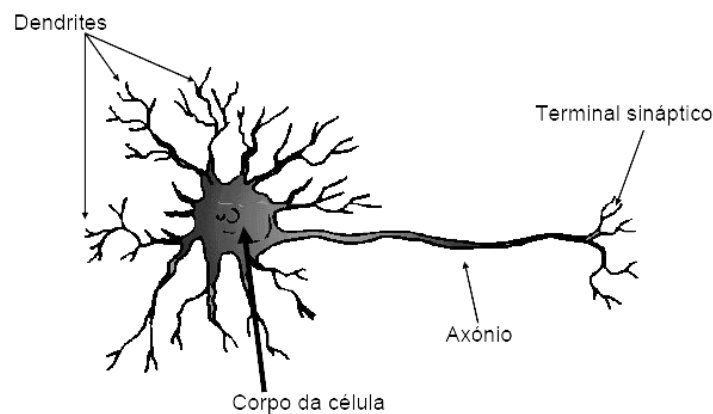


Figura 13. Componentes de um neurónio biológico (Ana Paula Neves 2009).

De uma maneira simplificada a estrutura de um neurónio biológico (Figura 13) funciona do seguinte modo (Ana Paula Neves 2009):

- Através das dendrites recebe de outros neurónios sinais de ativação;
- Estes sinais são impulsos elétricos que são transmitidos através das sinapses (conexões de entrada) por meio de um processo eletroquímico;
- O corpo celular ou o soma “adiciona” os sinais de entrada;
- Se a soma desses sinais alcançar um determinado limiar, o neurónio dispara enviando um sinal pelo axónio.
- Este sinal propaga-se aos outros neurónios através das sinapses.

As ligações mais usadas durante o processo tornam-se mais fortes e os neurónios por vezes formam novas ligações com outros neurónios. Admite-se que são estes os mecanismos que permitem a aprendizagem.

O primeiro modelo lógico-matemático de um neurónio (Figura 14) foi desenvolvido por *McCulloch and Pitts* em 1943 tendo sido designado por TLU (*Threshold Logic Unit*) (Moreira 1997).

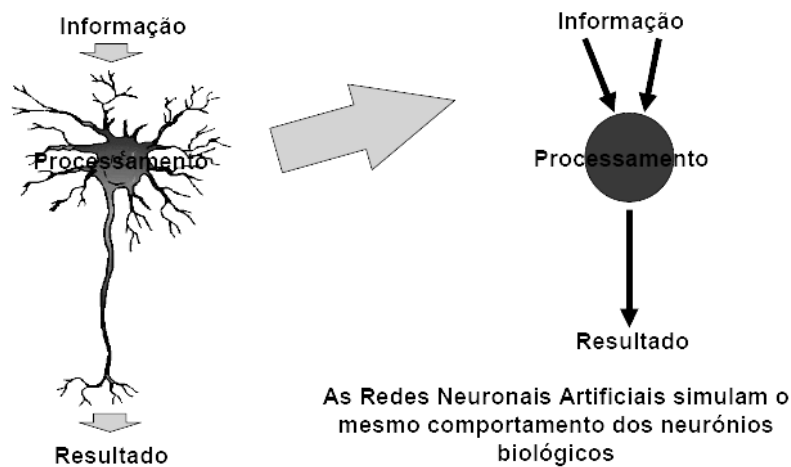


Figura 14. Modelo matemático de uma rede neuronal (Ana Paula Neves 2009).

Uma rede neuronal de uma forma sucinta pode ser definida como um elevado número de neurónios que se encontram altamente interconectados e que recebem uma entrada (sinal) dos neurónios aos quais se encontram ligados. Vai ser assimilado e transmitido aos restantes neurónios um nível de ativação.

Como curiosidade apresentam-se alguns números relativos aos neurónios biológicos:

- Número de neurónios - 10^{11} ;
- Número de ligações por neurónio - 10^4 ;
- Neurónios mortos por dia - 10^5 ;
- Neurónios nascidos por dia - 0;
- Ritmo de criação de novas ligações - muito lento;
- Tempo de comutação - 10^{-3} segundos;
- Memória disponível - 10^{15} ligações.

3.3. Modelo de um neurónio artificial – Notação e ligações

As RNA são formadas por um conjunto de unidades de processamento (nós, célula ou neurónios) que possuem um estado de ativação, \mathbf{a}_i , para cada uma delas, correspondente à sua saída. As unidades possuem ligações pesadas entre si, sendo que uma ligação da unidade \mathbf{j} para a unidade \mathbf{i} tem associado um peso \mathbf{w}_{ij} .

Para além do já mencionado, as RNA apresentam um conjunto de regras e notações específicas, nomeadamente (Ana Paula Neves 2009):

- Possuem Sinapses ou conexões de entrada, caracterizadas por pesos ou forças próprias. Um sinal \mathbf{x}_j na entrada da sinapse \mathbf{j} , conectada com o neurónio que é multiplicado pelo peso associado \mathbf{w}_{ij} ;
- Existe uma regra de propagação que determina a entrada total \mathbf{i}_j de uma unidade \mathbf{j} , a partir das suas entradas parciais;
- Se houverem n entradas para a unidade, a saída ou ativação, \mathbf{a} , dada pela Equação (8);

$$a = g(w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n) \quad (8)$$

- Possuem uma função de ativação não linear \mathbf{g} , que determina o nível de ativação baseado na entrada total \mathbf{i}_j ;
- Possuem uma entrada externa ou *offset* ou *bias*, θ_i (\mathbf{b}_k na Figura15), para cada unidade; que tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação;
- Necessitam de um ambiente de funcionamento que forneça entradas para a rede e, se possível, sinais de erro \mathbf{e}_i para cada unidade.

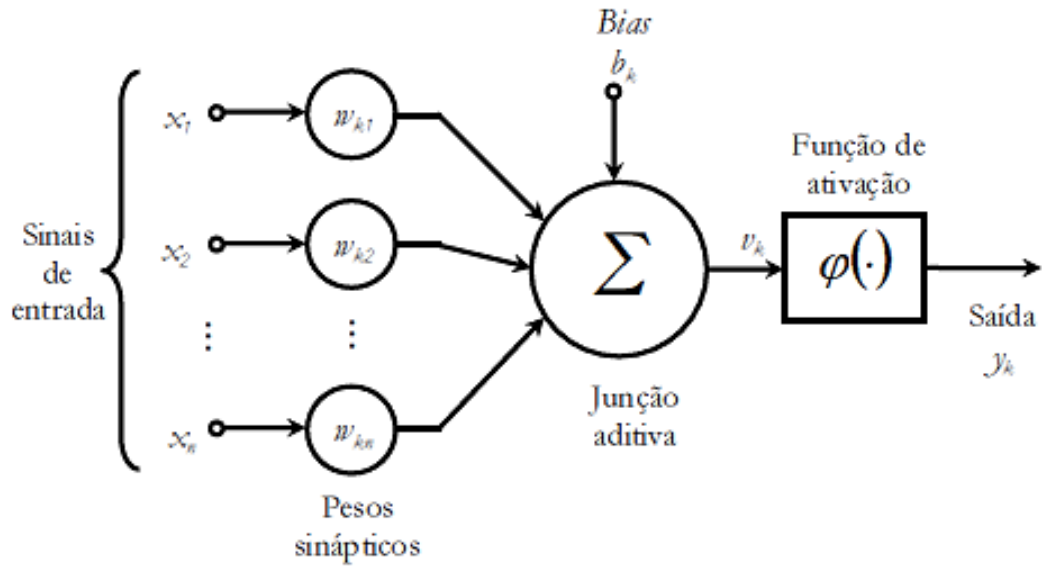


Figura 15. Modelo possível de um neurónio artificial (Ribeiro 2007).

Ao usar a notação descrita podemos ver na Figura 16 um possível modelo de ligação de um neurónio j para um neurónio i .

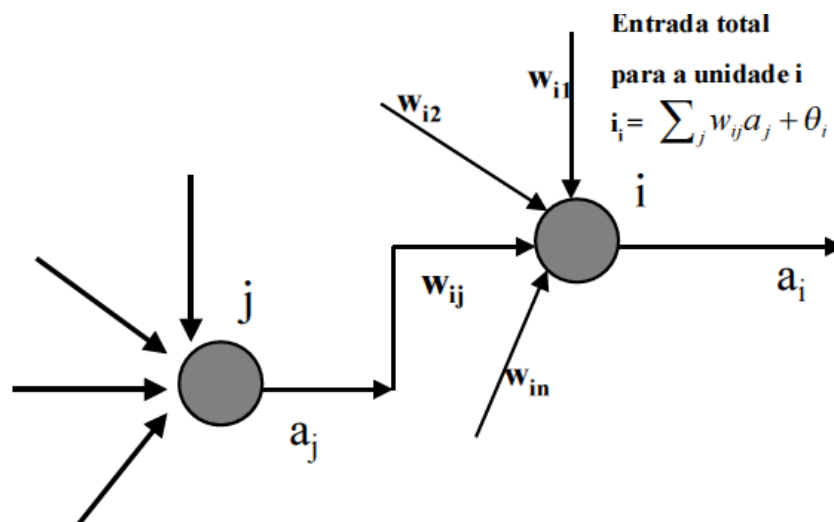


Figura 16. Ligação de um neurónio j para um neurónio i (Ana Paula Neves 2009).

3.4. Taxonomia do neurónio Artificial

Unidades Sigma:

A entrada total para uma unidade i é a soma pesada das saídas de cada uma das unidades que têm ligação com a primeira mais uma polarização θ_i . Valores positivos de w_{ij} contribuem para que a unidade se torne ativa, enquanto valores negativos de w_{ij} são inibidores da atividade.

$$i_i(t) = \sum_j w_{ij}(t) a_j(t) + \theta_i(t) \quad (9)$$

Unidades Sigma-Pi:

É possível estender a relação de ativação simples anterior de modo a que, em vez de usarmos termos lineares, possamos utilizar termos de ordem mais elevada.

$$i_i(t) = \sum_{J \subseteq \{1,2,\dots,n\}} W_{ij}(t) \prod_{j \in J} a_j(t) + \theta_i(t) \quad (10)$$

3.5. Função de ativação

Para a análise de redes neuronais torna-se necessário quantificar o efeito que uma dada entrada tem na ativação da unidade, normalmente não linear. Para tal, definimos a função de ativação g , que, dada a entrada total $i_i(t)$, e, em alguns casos, a ativação atual $a_i(t)$, produz um novo valor para a ativação da unidade i , tal como pode ser calculado com o recurso às expressões (11) e (12).

$$a_i(t+1) = g(a_i(t), i_i(t)) \quad (11)$$

$$a_i(t+1) = g(i_i(t)) = g(\sum_j w_{ij}(t) a_j(t) + \theta_i(t)) \quad (12)$$

Na Figura 17 podemos ver três tipos de funções de ativação.

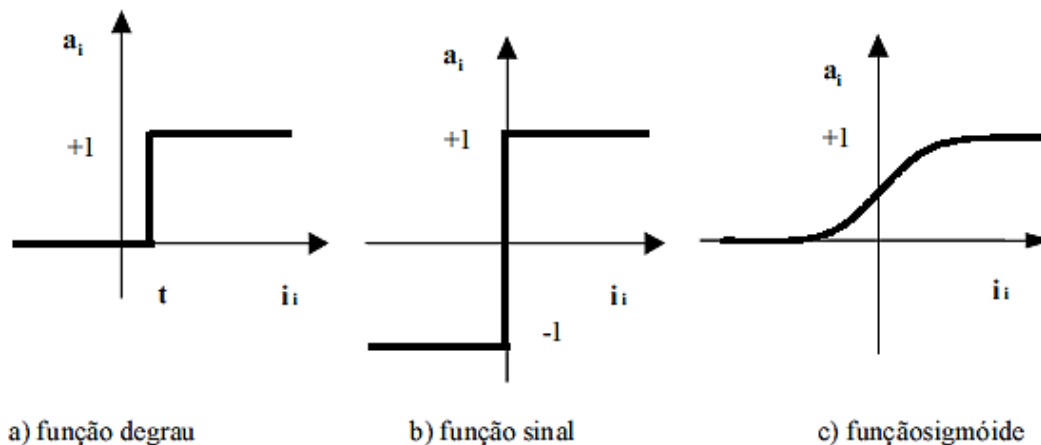


Figura 17. Exemplos de funções de ativação (Ana Paula Neves 2009).

► Para o presente estudo usou-se a função de **ativação sigmóide**, baseado em estudos feitos anteriormente, nomeadamente o que serviu de referência para este trabalho (Cachim 2010; Cachim 2010 [2]).

3.6. Arquitetura das RNA

As RNA são constituídas por camadas onde um neurónio pertence a uma camada e liga com todos os neurónios das camadas vizinhas. A definição da arquitetura é de grande importância na sua conceção, uma vez que restringe o tipo de problema a ser por ela tratado. As redes possuem ligações para a frente ou diretas (*Feedforward Networks*) e podem ser de dois tipos, nomeadamente:

- Redes mono-camada ou de camada única;
- Redes multi-camada.

Alguns autores definem um outro tipo de RNA, redes recorrentes, mas que não vão ser consideradas neste estudo. Dividem-se em dois subtipos, redes recorrentes e redes competitivas. Nestas redes existem ciclos de realimentação (exemplo: nodos de saída ligados aos nodos de entrada), podendo formar topologias arbitrárias.

Os dois tipos de redes consideradas caracterizam-se por possuir um determinado número de unidades de entrada, de unidades escondidas e de unidades de saída, tal como pode ser visto na Figura 18 e Figura 19.

Segundo *Rumelhart* (Portugal 1996) a rede deve possuir no mínimo duas camadas, a de entrada e de saída. Podemos então dizer que as camadas são divididas em três grupos:

- Camada de entrada, onde os padrões são apresentados à rede;
- Camada/s intermediária/s ou oculta/s, 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.

Redes neuronais são também classificadas de acordo com a arquitetura em que foram implementadas, topologia, características dos seus nós, regras de treino e tipos de modelos.

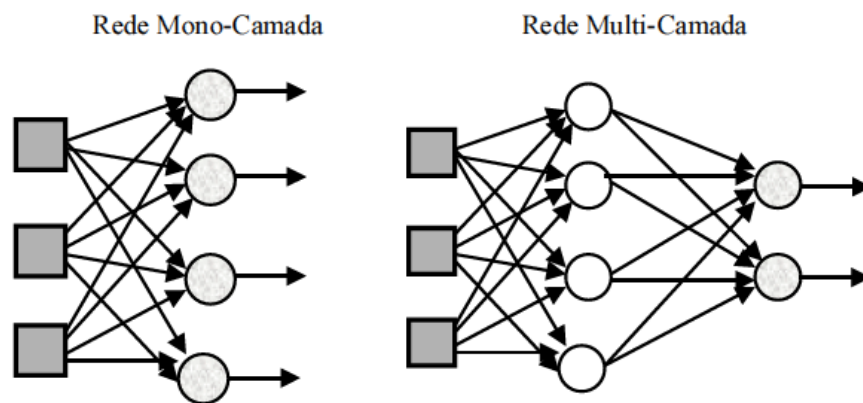


Figura 18. Exemplos de redes *Feedforward* (Ana Paula Neves 2009).

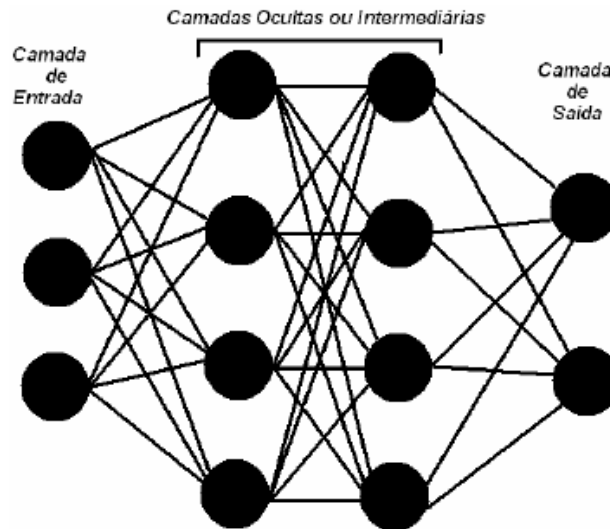


Figura 19. Classificação das camadas numa rede multicamada (Matias 2006).

Foram efetuados vários estudos, nomeadamente por *Hecht-Nielsen*, que usava apenas uma camada intermédia e $2i+1$ neurónios, e por *Cybenko/Kudrick/Lippmann*, que usavam duas camadas intermédias e um número variado de nós intermédios. Sendo que “*i*” representa o número de neurónios de entrada.

O número de camadas intermédias, bem como o número de neurónios que a constituem e o tipo de conexão entre eles, vai depender do caso em estudo. Contudo, é sabido que quanto mais camadas de neurónios, melhor é o desempenho da rede, pois aumenta a sua capacidade de aprendizagem.

3.7. Treino de RNA

Os pesos de uma determinada rede neuronal devem ser definidos de maneira a que a aplicação de um dado conjunto de entradas produza a saída desejada. Existem vários métodos de atribuição de pesos, nomeadamente:

- Usando conhecimentos existentes inicialmente;
- Através do treino de redes de acordo com as regras de aprendizagem.

A aprendizagem pode ser do **tipo supervisionada** ou **não supervisionada**, sendo

que ambos envolvem a atualização dos pesos das ligações entre as unidades, de acordo com uma regra de aprendizagem.

Virtualmente todas as regras de aprendizagem podem ser consideradas como uma variante da regra de *Hebb* sugerida por este em 1949 (Ana Paula Neves 2009). A regra de *Hebb* tem como ideia básica o facto de que se deve reforçar a ligação entre duas unidades **i** e **j**, se estas estão ativas simultaneamente. Se a unidade **i** receber uma entrada da unidade **j**, então a regra de *Hebb* prescreve a modificação de w_{ij} de acordo com a equação (13) e a Figura 20, e onde η é uma constante positiva que representa a velocidade de aprendizagem (*learning rate*).

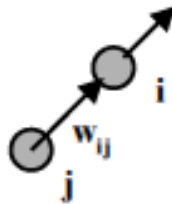


Figura 20. Modificação de w_{ij} pela regra de *Hebb* (Ana Paula Neves 2009).

$$\Delta w_{ij} = \gamma a_i a_j \quad (13)$$

O processo de aprendizagem (isto é, de escolha dos pesos e deslocamentos associados a cada aresta/neurónio) de uma RNA pode ser realizado sob supervisão (Moreira 1997). Este tipo de aprendizagem, usado no presente estudo, implica que se conheçam antecipadamente as respostas corretas correspondentes a um certo conjunto de dados de entrada.

Existem alguns algoritmos de entrada com supervisão, sendo que no presente trabalho vamos usar o algoritmo de retropropagação do erro (*error Backpropagation*) que consiste numa generalização da regra de aprendizagem de *Widrow-Hoff* (ou método do gradiente aplicado em redes neurais lineares) aplicado a redes lineares ou não lineares e com três ou mais camadas.

3.7.1. Perceptrão

O perceptrão é uma rede de camada única que constitui a classe mais simples de RNA. Dado que assume uma única unidade de saída, um perceptrão pode apenas aprender funções linearmente separáveis. Como tal, constitui um modelo computacional demasiadamente fraco. Como alternativa definem-se redes neurais mais complexas que podem ultrapassar essas limitações.

3.7.2. Algoritmo *Backpropagation*

Este algoritmo de treino de redes neurais multicamada foi desenvolvido por *Paul Werbos* em 1974 (Daniel Sousa 2008). Podemos descrevê-lo como um algoritmo de aprendizagem supervisionada, onde o treino da rede é feito através de exemplos de entradas da rede e as suas saídas esperadas.

A escolha dos parâmetros usados numa rede *Backpropagation* é geralmente empírica, onde o número de neurónios intermédios da rede depende do número de exemplos disponíveis para testar a mesma, assim como do tamanho da camada de entrada e da camada de saída.

O algoritmo *Backpropagation* é composto por duas fases distintas:

- *FeedForward* - as entradas são propagadas pela rede desde a camada de saída até à camada de entrada;
- *FeedBackward* – propagação dos erros obtidos desde a camada de saída da rede até à primeira camada escondida.

Na Figura 21 podemos verificar o funcionamento base deste tipo de algoritmos.

- ```

■ Net = Iniciar rede com pesos entre neurónios aleatórios [-1;1]
■ Enquanto critério de paragem não for satisfeito
 □ Por cada exemplo apresentado à rede
 ■ Output = Resposta da Rede ao Exemplo // feed-forward
 ■ Erro = Resposta esperada ao exemplo – Output
 ■ Backpropagate(Erro,Net) // propagar erro para as
 camadas intermédias
 ■ ActualizarPesos(Net)
 ■ Return Net

```

Figura 21. Funcionamento do algoritmo *Backpropagation* (Daniel Sousa 2008).

Este tipo de algoritmo pode ser resumidamente descrito em quatro passos, nomeadamente (Daniel Sousa 2008):

- 1º Passo – Cálculo do erro na camada de saída;
- 2º Passo - Determinar o erro nas camadas intermédias, que é dado pela soma pesada dos erros da camada de saída a multiplicar pelos pesos das respetivas ligações (Equação (14));

$$\delta_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} \delta_j \quad (14)$$

- 3º Passo – Propagar todos os erros da mesma forma para as restantes camadas intermédias até à primeira camada escondida;
- 4º Passo – Ajuste de pesos usando a Equação (15). Onde  $w$  representa o peso da ligação,  $\eta$  a taxa de aprendizagem da rede (velocidade de aprendizagem),  $\delta$  o erro de cálculo,  $y$  a saída do neurónio e  $\frac{\partial f}{\partial e}$  a derivada da função de transferência ( $e$ ) que é aplicada sobre a rede e nos dá a saída do neurónio.

$$w = w + \eta \delta \frac{\partial f(e)}{\partial e} y \quad (15)$$

Como critérios de paragem para o algoritmo, podemos enumerar os seguintes (Daniel Sousa 2008):

- Um número predefinido de iterações;
- Efetuar um *FeedForward* e verificar a diferença entre a resposta obtida e a esperada. O treino da rede termina quando esta diferença for menor que uma determinada margem de erro.

Em suma, é uma técnica de descida de gradiente que minimiza o erro para um padrão de formação específica, em que se efetua um ajuste contínuo de pesos em pequenas proporções, até alcançar um determinado critério de paragem de teste.

► No presente estudo usou-se como critério de paragem um número definido, a mencionar, de iterações. São usadas redes com ligações para a frente ou diretas (*Feedforward Networks*) e algoritmos de retropropagação do erro (*error Backpropagation*). A aprendizagem vai ser do tipo supervisionada onde são conhecidas as respostas corretas correspondentes a um certo conjunto de dados de entrada.

### 3.8. RNA em peças de madeira sujeita ao fogo

Tal como referido, RNA são mecanismos computacionais que tentam emular o funcionamento do cérebro humano. Numa RNA *Feedforward* os neurónios artificiais são agrupados em camadas. Em cada camada, os neurónios são conectados a todos os neurónios da camada seguinte. Não existe conexão entre os neurónios da mesma camada ou entre os neurónios que não estão em camadas sucessivas.

No presente trabalho pretende-se desenvolver os modelos de redes neuronais artificiais para a previsão da temperatura em peças de madeira sob a ação de carga de incêndio. Para a construção desses modelos (treino e teste) utilizam-se redes neuronais multicamadas *Feedforward* (*Algoritmo Backpropagation*), organizando-se o mesmo com quatro parâmetros de entrada, nomeadamente:

- A massa volúmica  $\rho$  da madeira;
- Dimensões da peça ( $B_x; B_y$ )
- O tempo  $t$  de exposição ao fogo;
- Distância à face exposta ( $x;y$ ).

São estes os parâmetros de entrada finais a usar na alimentação da rede e que nos vão fornecer as temperaturas na madeira. Resultados anteriormente obtidos com recurso a RNA mostram que estas podem calcular com precisão a temperatura da madeira submetida ao fogo.

### 3.9. Avaliação de erros nas RNA

Os parâmetros básicos mencionados em 3.8. foram usados como entradas, enquanto os valores da temperatura foram usados como saídas. Sendo que, para cada caso foram selecionados e usados um número aleatório de pontos, de modo a servirem como dados para o treino da rede, enquanto os restantes resultados foram usados para testar e validar o modelo. A todo este processo estão associados erros de precisão e previsão.

O erro ocorrido durante o treino e teste da rede foi expresso como uma raiz quadrada do erro médio (*RMSE*) e como um erro médio absoluto (*MAE*) que podem ser calculados pelas equações (16) e (17), onde  $t_i$  representa a saída desejada (resultado numérico),  $o_i$  é a saída prevista (calculada pela rede) e  $p$  é o número de pontos onde as temperaturas foram calculadas.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (t_i - o_i)^2} \quad (16)$$

$$MAE = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p |t_i - o_i| \quad (17)$$

A precisão das previsões da rede também foi avaliada pelo coeficiente de distribuição ( $R^2$ ) e pelo erro percentual médio absoluto (*MAPE*), que foram calculados segundo as equações (18) e (19), onde  $t_m$  representa a média de saídas desejadas.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^p (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^p (t_i - t_m)^2} \quad (18)$$

$$MAPE = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \left| \frac{t_i - o_i}{t_i} \right| \quad (19)$$



## 4. CASO DE ESTUDO

### 4.1. Objetivo e descrição

O presente estudo teve como objetivo o desenvolvimento de um modelo de RNA para prever a temperatura na madeira sob carregamento de fogo. Para o estudo da análise da variação de temperatura usaram-se 13 peças de madeira de diferentes secções, nomeadamente:

- 120 x 120 [mm];
- 120 x 180 [mm];
- 120 x 240 [mm];
- 120 x 300 [mm];
- 150 x 150 [mm];
- 180 x 180 [mm];
- 180 x 240 [mm];
- 180 x 300 [mm];
- 210 x 210 [mm];
- 240 x 240 [mm];
- 240 x 300 [mm];
- 270 x 270 [mm];
- 300 x 300 [mm].

Consideraram-se massas volúmicas,  $\rho$ , de 350, 450, 600 e 800 kg/m<sup>3</sup>, sendo para cada uma delas usadas algumas das secções acima descritas e que são mencionadas em cada etapa do estudo. Para a construção do modelo, treino e teste, usaram-se resultados numéricos obtidos pelo método descrito no Eurocódigo 5 (Figura 8), recorrendo-se para tal a programas de códigos (4.2.). Para o cálculo das temperaturas na madeira usou-se uma malha quadrada com lado variável de secção para secção e de maneira a permitir uma caracterização adequada do campo térmico dentro da madeira. Registaram-se temperaturas a cada 300 segundos ao longo de uma hora e para um teor de humidade  $H$  de 12%

(2.3.1.2.) que corresponde ao teor de humidade padrão.

Na parte final do estudo, e como objetivo, pretende-se organizar os dados introduzidos na RNA em seis parâmetros de entrada conforme a Tabela 6, nomeadamente:

- A massa volúmica da madeira ( $\rho$ );
- As dimensões da peça ( $B_x, B_y$ );
- O tempo de exposição ao fogo ( $t$ );
- Distância à face exposta ( $x, y$ ).

Tabela 6. Tabela tipo do treino de RNA.

| $\rho$ (kg/m <sup>3</sup> ) | $B_x$ (mm) | $B_y$ (mm) | $t$ (seg) | $x$ (mm) | $y$ (mm) | $T_{SAFIR}$ (°C) | $T_{ANN}$ (°C) |
|-----------------------------|------------|------------|-----------|----------|----------|------------------|----------------|
|                             |            |            |           |          |          |                  |                |
|                             |            |            |           |          |          |                  |                |
|                             |            |            |           |          |          |                  |                |

Com estes parâmetros de entrada e com a temperatura de referência,  $T_{SAFIR}$ , obtida pelo programa de elementos finitos *SAFIR*, previu-se na saída a temperatura obtida pela RNA,  $T_{ANN}$ . Como critério de paragem da RNA usou-se o número de iterações, que variou consoante a etapa do estudo e a convergência do erro.

## 4.2. Programas informáticos

No presente estudo foram usados alguns programas informáticos específicos, nomeadamente o *SAFIR*, o *SAFIR OUTREADER* e o *WOODTIMBER*. O programa de elementos finitos, *SAFIR*, e a aplicação, *SAFIR OUTREADER*, foram usados respetivamente para calcular e exportar a temperatura  $T_{SAFIR}$ . O programa *WOODTIMBER* foi usado em todo o processo de treino e teste das RNA para prever a temperatura  $T_{ANN}$ .

Todos os programas acima mencionados foram gentilmente fornecidos pelo orientador desta dissertação. O seu modo de funcionamento e uso descreve-se em seguida.

#### 4.2.1. SAFIR

O *SAFIR* (Liège 2007) é um programa informático usado na análise de estruturas sujeitas às condições ambientais e a temperaturas elevadas. O programa, baseado no Método dos Elementos Finitos (*MEF*), pode ser utilizado para estudar o comportamento de estruturas unidimensionais, bidimensionais e tridimensionais.

O programa foi desenvolvido na Universidade de Liège, na Bélgica, e hoje é visto como a segunda geração de códigos estruturais de incêndio, desenvolvidos em Liège, sendo a primeira geração de códigos outro programa informático chamado “*Computer Engineering of the Fire design of Composite and Steel Structures*” (Franssen 2011).

Sendo um programa de elementos finitos, o *SAFIR*, engloba vários elementos para poder satisfazer as várias necessidades de cálculo. Nos elementos sólidos incluem-se os bidimensionais, os tridimensionais, os de viga, os tipo casca (*SHELL*) e os de treliça.

##### 4.2.1.1. Procedimento de análise

Ao usar o *SAFIR*, a análise de uma estrutura exposta ao fogo é efetuada segunda vários passos. O primeiro passo, designado de análise térmica, contempla a previsão da distribuição da temperatura no interior do material estrutural. A análise de torção pode ser necessária para elementos de viga em três dimensões, visto serem elementos sujeitos a empeno em que a tabela da função empeno e a rigidez à torção da secção transversal não estão disponíveis. A última parte da análise, denominada análise estrutural, é realizada com o principal objetivo de determinar a resposta da estrutura ao carregamento estático e térmico. O presente estudo tem como referência apenas a **análise térmica**.

##### 4.2.1.2. Análise térmica

A análise térmica é normalmente realizada enquanto a estrutura se encontra exposta ao fogo. Para estruturas complexas é utilizada uma técnica de subestruturação, onde a estrutura completa é dividida em diversas subestruturas e é sucessivamente realizado um cálculo da temperatura para cada uma delas. Este tipo de situação surge numa estrutura onde os membros são feitos de tipos de secções diferentes, ou feitos de secções submetidas

a diferentes exposições ao fogo. A análise térmica é efetuada usando elementos sólidos bidimensionais que serão mais tarde usados nas secções transversais de elementos de viga

#### **4.2.1.3. Capacidades relativas à análise térmica**

O *SAFIR* apresenta diversificadas capacidades durante a sua análise térmica, nomeadamente:

- Permite análise de secções planas e estruturas tridimensionais;
- Secções planas são subestruturadas por elementos triangulares, quadrados e retangulares, permitindo a representação de quase todas as formas de secções transversais;
- Estruturas tridimensionais são subestruturadas em elementos sólidos (prismáticos e não prismáticos) com 6 ou 8 nós, permitindo a representação de praticamente todas as formas de formas estruturais;
- Permite a variação de material de um elemento para o outro;
- A temperatura de fogo, definida como uma função de tempo, pode ser a curva padrão ISO 834 definida no EC5 (Figura 8) ou qualquer outra curva de pontos introduzida;
- Permite considerar fases de arrefecimento;
- Permite considerar variações das propriedades dos materiais causadas pela temperatura, tais como a evaporação da humidade;
- Permite analisar o desempenho térmico de materiais (aço, betão armado e secções compostas de aço e betão).

#### **4.2.1.4. Entradas para o *SAFIR***

Para cada análise que recorre ao *SAFIR*, os ficheiros de dados funcionam como arquivos de entrada para o programa e são preparados pelo utilizador de acordo com o tipo de análise pretendida. Estes ficheiros, denominado *ASCII* (Franssen 2011) são criados num processador de texto ou em casos especiais pelo *SafirWizard* (Franssen 2011) e deve ser do tipo “.IN”. Estes ficheiros com extensão “.IN” contém a informação sobre a estratégia de cálculo, os intervalos de tempo, as cargas aplicadas, as coordenadas dos nós, o tipo de



elementos finitos utilizados, as propriedades dos materiais usados, etc. Para análises estruturais, o ficheiro “.IN” especifica o nome dos arquivos “.TEM” criados durante a análise térmica e a análise de torção e onde os dados da temperatura são armazenados.

Os ficheiros de entrada do tipo “.IN” foram gentilmente fornecidos pelo orientador desta dissertação, sendo necessário efetuar as respetivas mudanças (4.1.) inerentes ao presente estudo. Usaram-se diferentes malhas quadradas para a análise da subestruturação de cada uma das peças de madeira de modo a que a sua subdivisão nos forneça um número inteiro de nós e permita uma caracterização adequada do campo térmico dentro da madeira, tal como se pode consultar na Tabela 7.

Tabela 7. Subestruturação das secções das peças de madeira.

| $B_x \times B_y$<br>(mm) | Malha x<br>(mm) | Malha y<br>(mm) | Nº Nós<br>x | Nº Nós<br>y | Nº Intervalos<br>Tempo t (seg) | Nº Total<br>Pontos |
|--------------------------|-----------------|-----------------|-------------|-------------|--------------------------------|--------------------|
| 120 x 120                | 2               | 2               | 61          | 61          | 12                             | 44652              |
| 120 x 180                | 3               | 4,5             | 41          | 41          | 12                             | 20172              |
| 120 x 240                | 3               | 4               | 41          | 61          | 12                             | 30012              |
| 120 x 300                | 3               | 3,75            | 41          | 81          | 12                             | 39852              |
| 150 x 150                | 3,75            | 3,75            | 41          | 41          | 12                             | 20172              |
| 180 x 180                | 4,5             | 4,5             | 41          | 41          | 12                             | 20172              |
| 180 x 240                | 3,6             | 4               | 51          | 61          | 12                             | 37332              |
| 180 x 300                | 4,5             | 5               | 41          | 61          | 12                             | 30012              |
| 210 x 210                | 5               | 5               | 43          | 43          | 12                             | 22188              |
| 240 x 240                | 5               | 5               | 49          | 49          | 12                             | 28812              |
| 240 x 300                | 4,8             | 3,75            | 51          | 81          | 12                             | 49572              |
| 270 x 270                | 4,5             | 4,5             | 61          | 61          | 12                             | 44652              |
| 300 x 300                | 5               | 5               | 61          | 61          | 12                             | 44652              |

Para executar o *SAFIR*, introduziu-se o respetivo nome do ficheiro de entrada “.IN” que se pretende executar, tal como pode ser visto na Figura 22. O *SAFIR* inicia a sua análise térmica criando dois novos ficheiros com extensão “.OUT” e “.TEM”. No estudo usou-se o ficheiro “.OUT” que nos fornece os valores da temperatura, em cada nó e períodos de tempo, relativos à análise térmica.



```
SAFIR version 2007 is running.
Please type "FILENAME" of "FILENAME.IN" : _
```

Figura 22. Início da análise térmica do *SAFIR* (Franssen 2011).

#### 4.2.2. *SAFIR OUTREADER*

A aplicação ***SAFIR OUTREADER*** (Cachim 2010 [3]) usou-se para exportar os dados presentes no ficheiro “.OUT” para uma folha de *EXCEL*. Ao exportar os dados é criada uma folha *EXCEL* com a extensão “.train.csv” que se usou e adaptou sucessivamente para o processo de teste e treino da RNA. Para o uso da aplicação *SAFIR OUTREADER* basta seguir os seguintes passos:

- Selecionar “Read.OUT file” e chamar o ficheiro “.OUT” criado pelo *SAFIR* na sua análise térmica;
- No menu “ANN” fazer “Write .train.csv file” para criar o formato ficheiro pretendido.

É de referir que depois do processo de exportação é necessário fazer a correção das casas decimais dos valores apresentados na folha *EXCEL*. Isto fica a dever-se ao facto de haver uma diferença de formatação das casas decimais dos valores entre programas, dado que o *EXCEL*, ao contrário do *SAFIR OUTREADER*, não assume “.” mas sim “,”.

#### 4.2.3. *WOODTIMBER*

O programa ***WOODTIMBER*** (Aveiro 2005), baseado em *kirilloov,2005*, foi desenvolvido na Universidade de Aveiro e usou-se para toda a fase de treino e teste das RNA, referentes às diferentes secções das peças de madeira. O programa usa o ficheiro “.train.csv” anteriormente obtido em 4.2.2.

Entrando na aplicação “*WoodTimber*”, e depois de chamar o ficheiro pretendido, definiram-se todos os dados necessários para o processo de treino da RNA, tal como pode ser visualizado na Figura 23. Usou-se sempre a função de ativação sigmóide tal como mencionado e explicado anteriormente no ponto 3.5. deste trabalho. Os valores das definições pedidos são fixos e atribuídos pelo próprio programa e podem ser vistos na Figura 23. Assim, a taxa de aprendizagem (*learning rate*),  $\eta$ , tomará o valor de 0.3 e o momento tomará o valor de 0.1. Os valores variáveis a definir no uso da aplicação vão ser mencionados ao longo dos vários processos de treino e teste da RNA.

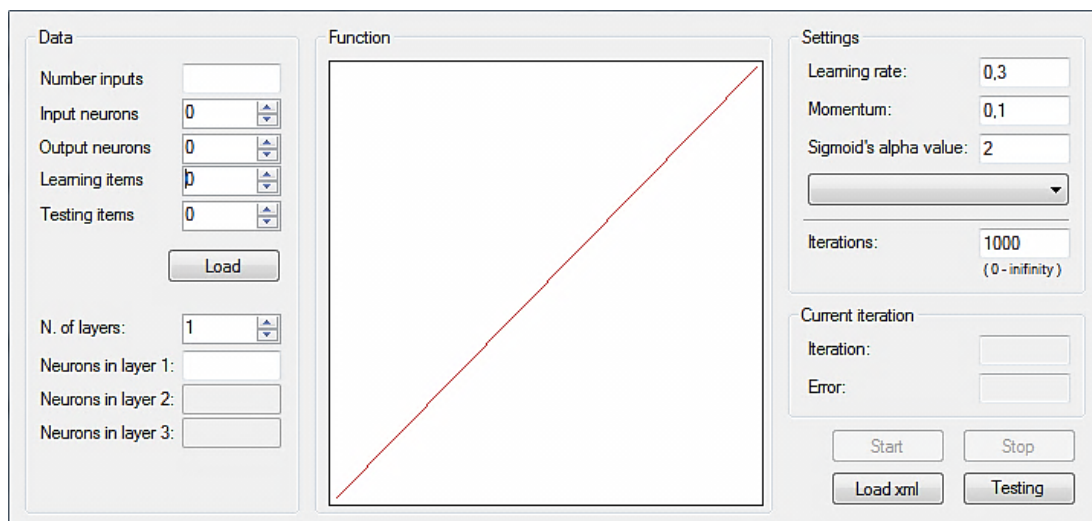


Figura 23. Programa *WOODTIMBER* (Aveiro 2005).

Ao usarmos o ficheiro “.train.csv” no programa *WOODTIMBER* são pedidos máximos e mínimos para cada um dos neurónios. Definiu-se, em todo o estudo, como máximo para o valor do neurónio de temperatura o arredondamento por excesso, do maior valor, ao inteiro mais próximo múltiplo de 10.

Ao executar o ficheiro “.train.csv” no programa, efetuando o treino da rede, são gerados ficheiros informativos que contêm a temperatura  $T_{ANN}$  obtida no processo e os valores de erros obtidos pelas Equações (16), (17), (18) e (19).

### 4.3. Processo de treino de redes

#### 4.3.1. Estudo Inicial - Treino #1

Inicialmente foram executados os programas *SAFIR* e *SAFIR OUTREADER*, tal como descrito anteriormente, para a massa volúmica de  $450\text{kg/m}^3$  e para todas as 13 secções previstas de peças de madeira. Contudo, nesta fase de estudo inicial, e para uma maior familiarização com o modo de funcionamento do programa *WOODTIMBER*, efetuou-se apenas o treino da RNA para a peça de secção **120x120 (mm)**.

Usando o ficheiro “120x120.train.csv”, executou-se o programa para duas camadas de neurónios. Como critério de paragem para este treino inicial usaram-se 10000 iterações tal como podemos ver na Tabela 8. Efetuaram-se 8 treinos e registaram-se os resultados obtidos para o erro, que podem ser consultados na Tabela 9.

Tabela 8. Dados do estudo inicial - Treino 1#.

|                     |          |           |
|---------------------|----------|-----------|
| Nº Pontos           | 44652    |           |
| Função de ativação: | Sigmóide |           |
| Critério de paragem | 10 Mil   | Iterações |

Tabela 9. Valores do erro obtido no estudo inicial - Treino #1.

| Treino inicial nº | Nº Neurónios        |                     | <b>Error</b>    |
|-------------------|---------------------|---------------------|-----------------|
|                   | Camada 1            | Camada 2            |                 |
| <b>1</b>          | <b>não definido</b> | <b>não definido</b> | <b>1,548866</b> |
| 1.1               | não definido        | não definido        | 2,118792        |
| 2                 | 6                   | 8                   | 3,085254        |
| 2.1               | 6                   | 8                   | 2,260068        |
| 3                 | 4                   | 7                   | 6,465635        |
| 3.1               | 4                   | 7                   | 587,53413       |
| 4                 | 5                   | 5                   | 3,654929        |
| 5                 | 2                   | 2                   | 77,936502       |

Na Tabela 9 os treinos 1.1, 1.2 e 1.3 são praticamente iguais aos treinos 1, 2, e 3 respetivamente, apenas diferindo no acréscimo de uma coluna, no ficheiro “120x120.train.csv”, com a massa volúmica de  $450 \text{ kg/m}^3$ . Este facto levou à obtenção de erros ainda mais elevados, dado que a massa volúmica é única e constante, não devendo ser introduzida nestes casos, tal como se comprovou comparando a Figura 24 com a Figura 25. O erro (*Error*) que se pode visualizar na Tabela 9 e Figura 24 é um erro do processo iterativo calculado pela própria rede.

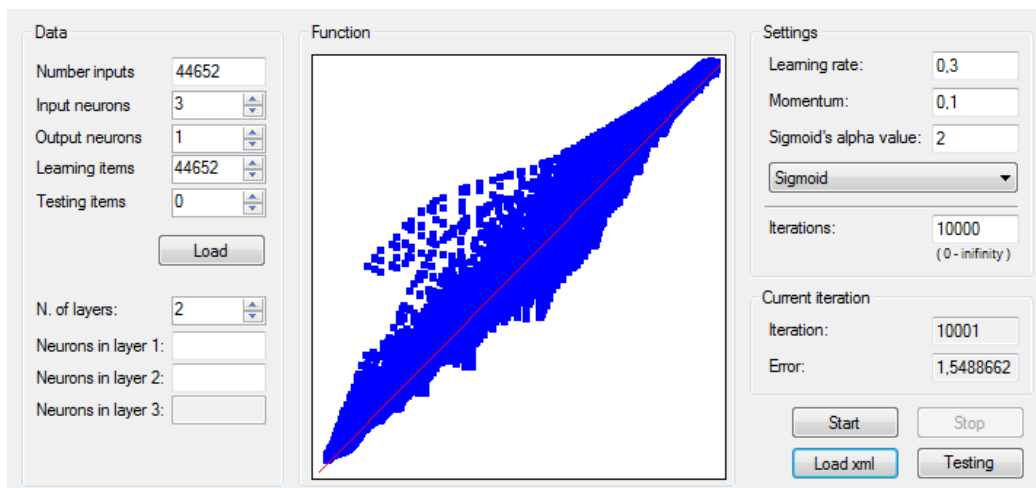


Figura 24. Treino inicial nº1 – Treino #1.

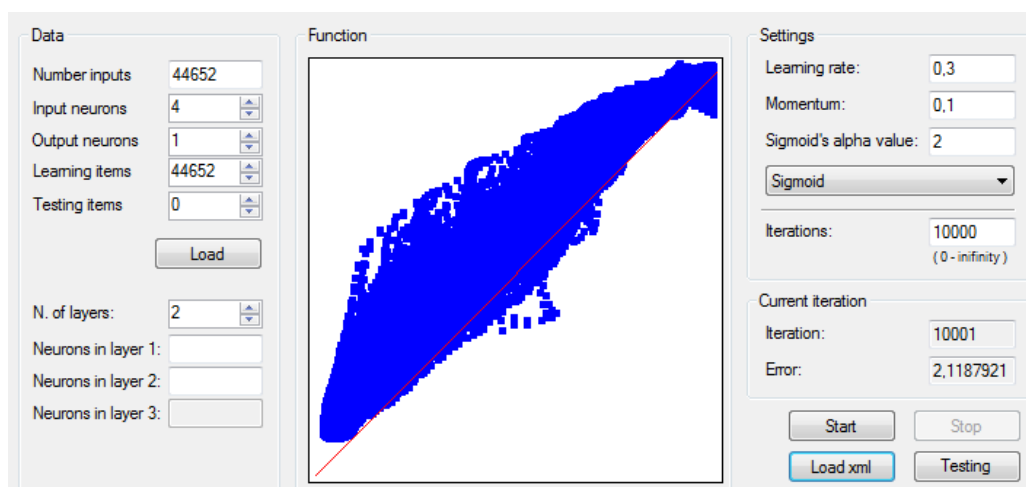


Figura 25. Treino inicial nº1.1 – Treino #1.

Após uma análise cuidada das linhas de código do programa verificou-se que ao não definir o número de neurónios por camadas (teste inicial nº1 e nº1.1) este assume o valor de 8. Para o teste com menor valor de erro obtido no programa *WOODTIMBER* (teste inicial nº1) aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e obtiveram-se os valores presentes na Tabela 10 para o erro ocorrido no treino e para a precisão das previsões da rede. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 10,59%.

Tabela 10. Valores do erro e da precisão da rede - Treino #1.

|                      | Treino #1  |           |         |                |
|----------------------|------------|-----------|---------|----------------|
|                      | RMSE (°C)  | MAE (°C)  | MAPE %  | R <sup>2</sup> |
| Treino inicial nº1   | 43,032182  | 29,419669 | 10,5936 | 0,995484       |
| Treino inicial nº1.1 | 101,147575 | 85,721527 | 25,8947 | 0,978390       |

Obtiveram-se resultados muito elevados para o erro, com valores de temperatura muito longe dos previstos, logo concluiu-se neste treino inicial que:

- Foi um erro treinar a rede introduzindo no ficheiro “120x120.train.csv” a massa volúmica constante;
- Temos de aumentar o número de neurónios por camada;
- Temos de aumentar o número de iterações devido ao elevado número de pontos;
- Temos de reduzir o número de pontos.

#### 4.3.2. Estudo Inicial - Treino #2

No seguimento da compreensão do processo de treino inicial da rede para a peça de secção **120x120 (mm)**, e no sentido de melhorar os resultados obtidos no Treino #1, fizeram-se algumas alterações baseadas nas conclusões tiradas em 4.3.1. do presente trabalho. Optou-se por aumentar o número de iterações para 100 mil e pela redução do número de pontos. Para tal, verificou-se que basta estudar os pontos relativos a  $\frac{1}{4}$  da secção da peça de madeira, visto que as temperaturas se repetem para as iguais porções da restante peça, tal como podemos verificar na Figura 26.

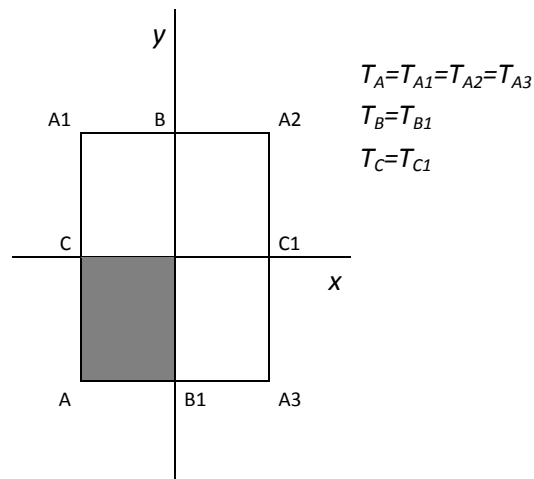


Figura 26. Perfil transversal da secção da peça.

Eliminaram-se todos os pontos do ficheiro “120x120.train.csv” relativos aos restantes  $\frac{3}{4}$  da peça. Reduziu-se ainda mais o número de pontos obtidos com  $\frac{1}{4}$  da secção da peça. Para isso, gerou-se aleatoriamente 40% dos pontos de  $\frac{1}{4}$  da secção, ficando-se com o número de pontos descritos na Tabela 11. Alguns pontos aleatórios gerados são repetidos, facto que nesta fase de estudo inicial foi ignorado. Mais á frente, em treinos finais, geraram-se aleatoriamente pontos sem repetição.

Tabela 11. Número de pontos a usar no Treino #2.

| 120 x 120       |                 |                         |                         |                                  |                           |                           |
|-----------------|-----------------|-------------------------|-------------------------|----------------------------------|---------------------------|---------------------------|
| Malha x<br>(mm) | Malha y<br>(mm) | Nº Nós 1/4<br>segundo x | Nº Nós 1/4<br>segundo y | Nº Intervalos<br>Tempo $t$ (seg) | Nº Total Pontos<br>de 1/4 | 40% Pontos<br>1/4 da peça |
| 2               | 2               | 31                      | 31                      | 12                               | 11532                     | 4613                      |

Usando o novo ficheiro “120x120.train.csv”, executou-se o programa *WOODTIMBER* para duas camadas de neurónios, tendo como critério de paragem 100 mil iterações, tal como pode ser visto na Tabela 12. Efetuaram-se 8 treinos com redes de 2 camadas e registaram-se os resultados obtidos para o erro, que podem ser consultados na Tabela 13.

Tabela 12. Dados do estudo inicial - Treino 2#.

|                     |          |           |
|---------------------|----------|-----------|
| Nº Pontos           | 4613     |           |
| Função de ativação: | Sigmóide |           |
| Critério de paragem | 100 Mil  | Iterações |

Tabela 13. Valores do erro obtido no estudo inicial - Treino #2.

| Treino inicial nº | Nº Neurónios |           | Error           |
|-------------------|--------------|-----------|-----------------|
|                   | Camada 1     | Camada 2  |                 |
| 1                 | 5            | 7         | 0,127225        |
| 2                 | 7            | 5         | 0,094730        |
| 3                 | 9            | 7         | 0,036541        |
| 4                 | 14           | 13        | 0,018970        |
| 5                 | 13           | 11        | 0,014513        |
| <b>6</b>          | <b>13</b>    | <b>12</b> | <b>0,009975</b> |
| 7                 | 12           | 10        | 0,018195        |
| 8                 | 12           | 11        | 0,021512        |

O melhor resultado que se obteve, com o uso do programa *WOODTIMBER*, para o erro foi no treino inicial nº6, cujos valores estão patentes na Figura 27, onde se pode observar grandes melhorias relativas ao Treino #1.

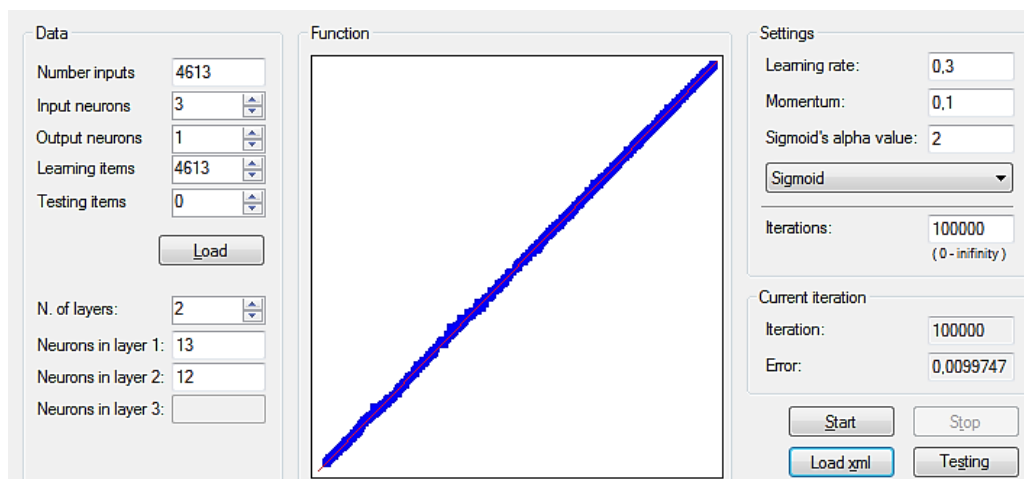


Figura 27. Treino inicial nº6 – Treino #2.



Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registou-se na Tabela 14 os resultados obtidos para o erro. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 1,09 %.

Tabela 14. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #2.

|                    | Treino #2 |          |        |                |
|--------------------|-----------|----------|--------|----------------|
|                    | RMSE (°C) | MAE (°C) | MAPE % | R <sup>2</sup> |
| Treino inicial nº6 | 2,216581  | 1,547171 | 1,0899 | 0,999987       |

Obtiveram-se resultados muito baixos para o erro, com valores de temperatura muito próximos dos previstos, pelo que concluiu-se neste Treino #2 que as redes funcionam bem para as seguintes condições:

- Geração de 40% dos pontos de ¼ da secção da peça;
- Redes de duas camadas de neurónios;
- Maior número de neurónios na primeira camada;
- Pequenas diferenças de neurónios entre as camadas.

Em alguns treinos efetuados com 3 camadas de neurónios verificou-se que se torna um processo mais difícil de controlar e com piores resultados. Pelo que, essa solução não foi considerada no presente trabalho.

Para os treinos seguintes adotaram-se as conclusões obtidas no Treino #2.

#### 4.3.3. Estudo intermédio – Treino #3

Analisaram-se os resultados obtidos no estudo inicial, Treino #1 e Treino #2, com o objetivo de ir englobando no estudo intermédio todas as 13 dimensões de secções de peças de madeira mencionadas em 4.1. Contudo, tornou-se necessário efetuar a escolha entre duas opções de treino que passamos a descrever:

- Opção 1 Selecionar uma percentagem não fixa de pontos para as diferentes secções de peças, de maneira a obter aproximadamente o mesmo número de

pontos para cada uma delas;

- Opção 2 Selecionar uma percentagem fixa de 40% dos pontos de cada uma das secções de peças, obtendo um número de pontos para análise que varia de peça para peça.

Para testar a melhor solução de treino de entre as duas opções mencionadas, utilizou-se a peça de secção **120x180** (mm) e comparou-se os resultados obtidos no mesmo, com os obtidos anteriormente na peça de secção 120x120 (mm).

Para a opção 1 usou-se uma percentagem de 80% dos pontos de maneira a produzir aproximadamente o mesmo número de pontos, enquanto para a opção 2 usou-se a percentagem fixa de 40% dos pontos da secção da peça. Efetuou-se o treino da rede para a opção 1 e posteriormente para a opção 2, tentando fazer conjugações semelhantes de neurónios para ambas. As conjugações de neurónios usadas no treino da rede para a opção 2 fizeram-se tendo em conta os melhores resultados no treino da rede para a opção 1. Os resultados do erro obtido nos treinos da rede para ambas as opções podem ser observados na Tabela 15 e Tabela 16.

Tabela 15. Valores do erro obtido no estudo intermédio da opção 1 - Treino #3.

| % Pontos            | Nº Pontos | Opção 1              |              |           |                 |
|---------------------|-----------|----------------------|--------------|-----------|-----------------|
|                     |           | Treino intermédio nº | Nº Neurónios |           | <i>Error</i>    |
|                     |           |                      | Camada 1     | Camada 2  |                 |
| 80%                 | 4234      | 1                    | 9            | 7         | 0,038489        |
|                     |           | 2                    | 8            | 6         | 0,069921        |
|                     |           | 3                    | 9            | 8         | 0,024544        |
|                     |           | 4                    | 10           | 8         | 0,041517        |
|                     |           | 5                    | 12           | 11        | 0,041748        |
|                     |           | 6                    | 8            | 7         | 0,056736        |
|                     |           | 7                    | 10           | 9         | 0,035919        |
|                     |           | <b>8</b>             | <b>13</b>    | <b>12</b> | <b>0,017714</b> |
| Função de ativação: |           | Sigmóide             |              |           |                 |
| Critério de paragem |           | 100 Mil iterações    |              |           |                 |

Tabela 16. Valores do erro obtido no estudo intermédio da opção 2 - Treino #3.

| % Pontos            | Nº Pontos | Opção 2              |              |           |                 |
|---------------------|-----------|----------------------|--------------|-----------|-----------------|
|                     |           | Treino intermédio nº | Nº Neurónios |           | <b>Error</b>    |
|                     |           |                      | Camada 1     | Camada 2  |                 |
| 40%                 | 2117      | 1                    | <b>13</b>    | <b>12</b> | <b>0,006594</b> |
|                     |           | 2                    | 12           | 11        | 0,007424        |
|                     |           | 3                    | 11           | 10        | 0,021141        |
|                     |           | 4                    | 12           | 10        | 0,008295        |
|                     |           | 5                    | 10           | 9         | 0,021125        |
| Função de ativação: |           | Sigmóide             |              |           |                 |
| Critério de paragem |           | 100 Mil iterações    |              |           |                 |

O melhor resultado obtido para o erro na opção 1 foi no treino intermédio nº8, enquanto na opção 2 foi no treino intermédio nº1, cujos valores podem observar-se respetivamente na Figura 28 e Figura 29.

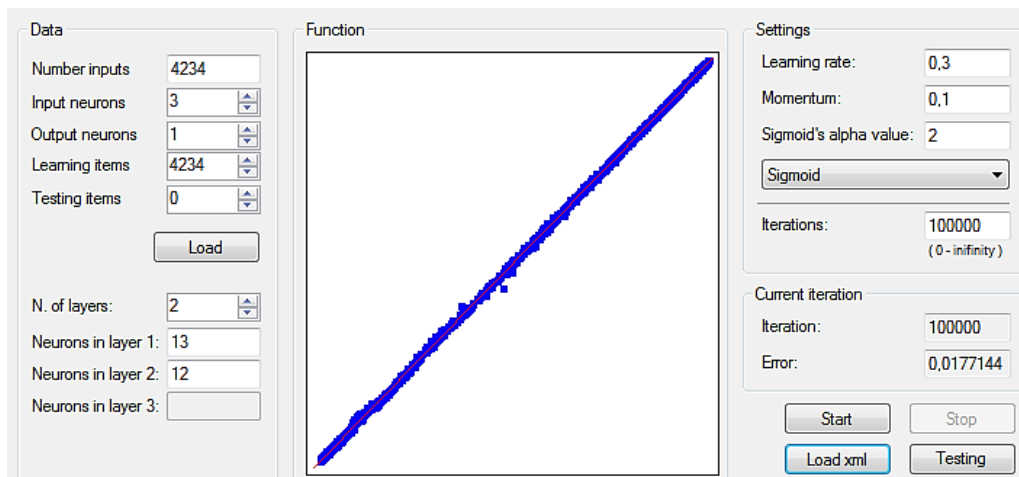


Figura 28. Treino intermédio nº8 da opção 1 – Treino #3.

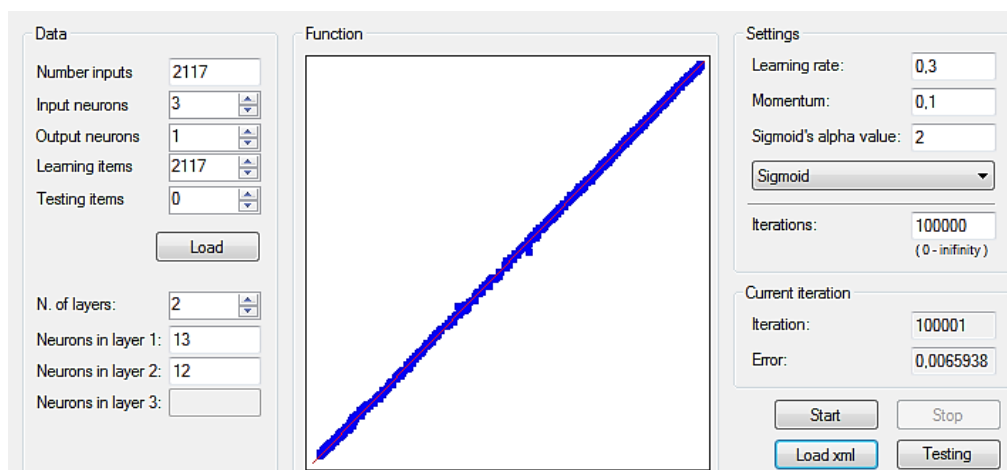


Figura 29. Treino intermédio nº1 da opção 2 – Treino #3.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registou-se na Tabela 17 os resultados obtidos para o erro em ambas as opções e para o melhor teste considerado em cada uma delas. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 1,85 % para a opção 1 e 1,48 % para a opção 2.

Tabela 17. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #3.

| Treino #3 - Opção 1   |           |          |        |                |
|-----------------------|-----------|----------|--------|----------------|
|                       | RMSE (°C) | MAE (°C) | MAPE % | R <sup>2</sup> |
| Treino intermédio nº8 | 3,090007  | 2,221080 | 1,8455 | 0,999970       |
| Treino #3 - Opção 2   |           |          |        |                |
|                       | RMSE (°C) | MAE (°C) | MAPE % | R <sup>2</sup> |
| Treino intermédio nº1 | 2,614235  | 1,848939 | 1,4799 | 0,999979       |

Após a análise da Tabela 15, Tabela 16, Tabela 17, Figura 28 e Figura 29, conclui-se que o treino da rede efetuado pela opção 2 produz resultados de erro mais baixos, quando comparados com os obtidos pela opção 1, isto para iguais ou semelhantes conjugações de neurónios por camada. Na parte restante do presente estudo, e para as restantes peças, usou-se como referencia a opção 2, que produz melhores resultados, dado que gera menor número e concentração de pontos. Da aplicação da opção 2 a todas as 13 secções das peças consideradas resulta a Tabela 18.

Tabela 18. Subestruturação das secções das peças de madeira segundo a opção 2.

| $B_x \times B_y$<br>(mm) | Malha x<br>(mm) | Malha y<br>(mm) | Nº Pontos<br>1/2 de x | Nº Pontos<br>1/2 de y | Nº Intervalos<br>Tempo t (seg) | Total Pontos<br>de 1/4 da secção | % a usar<br>Opção 2 | Nº Total<br>Nós |
|--------------------------|-----------------|-----------------|-----------------------|-----------------------|--------------------------------|----------------------------------|---------------------|-----------------|
| 120 x 120                | 2               | 2               | 31                    | 31                    | 12                             | 11532                            | 40%                 | 4613            |
| 120 x 180                | 3               | 4,5             | 21                    | 21                    | 12                             | 5292                             | 40%                 | 2117            |
| 120 x 240                | 3               | 4               | 21                    | 31                    | 12                             | 7812                             | 40%                 | 3125            |
| 120 x 300                | 3               | 3,75            | 21                    | 41                    | 12                             | 10332                            | 40%                 | 4133            |
| 150 x 150                | 3,75            | 3,75            | 21                    | 21                    | 12                             | 5292                             | 40%                 | 2117            |
| 180 x 180                | 4,5             | 4,5             | 21                    | 21                    | 12                             | 5292                             | 40%                 | 2117            |
| 180 x 240                | 3,6             | 4               | 26                    | 31                    | 12                             | 9672                             | 40%                 | 3869            |
| 180 x 300                | 4,5             | 5               | 21                    | 31                    | 12                             | 7812                             | 40%                 | 3125            |
| 210 x 210                | 5               | 5               | 22                    | 22                    | 12                             | 5808                             | 40%                 | 2324            |
| 240 x 240                | 5               | 5               | 25                    | 25                    | 12                             | 7500                             | 40%                 | 3000            |
| 240 x 300                | 4,8             | 3,75            | 26                    | 41                    | 12                             | 12792                            | 40%                 | 5117            |
| 270 x 270                | 4,5             | 4,5             | 31                    | 31                    | 12                             | 11532                            | 40%                 | 4613            |
| 300 x 300                | 5               | 5               | 31                    | 31                    | 12                             | 11532                            | 40%                 | 4613            |

#### 4.3.4. Estudo final – Treino #4

Analisaram-se os resultados e conclusões obtidas no Treino #1, Treino #2 e Treino #3 e efetuou-se o estudo final.

Geraram-se para cada uma das 13 secções de peças 40% dos pontos, tal como descrito anteriormente, mas agora sem repetição dos mesmos, de maneira a obter resultados mais abrangentes. Treinaram-se todas as 13 secções de peças de acordo com a subestruturação da Tabela 18 e para 200 mil iterações, dado que a partir desse valor o erro apresentou-se com uma convergência pouco significativa. Efetuaram-se 5 treinos com diferentes conjugações de neurónios para uma delas e com 3 entradas e 1 saída ( $T_{ANN}$ ). Os resultados dos treinos podem ser consultados na Tabela 19.

Tabela 19. Resumo do treino final – Treino #4.

| $B_x \times B_y$<br>(mm) | Nº treino<br>final | Nº Neurónios |           | Nº Iterações | Erro     | $B_x \times B_y$<br>(mm) | Nº treino<br>final       | Nº Neurónios |           | Nº Iterações | Erro     |
|--------------------------|--------------------|--------------|-----------|--------------|----------|--------------------------|--------------------------|--------------|-----------|--------------|----------|
|                          |                    | 1ª camada    | 2ª camada |              |          |                          |                          | 1ª camada    | 2ª camada |              |          |
| 120 x 120                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,007122 | 180 x 300                | 1                        | 13           | 12        | 200000       | 0,015004 |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,015122 |                          | 2                        | 12           | 11        | 200000       | 0,014475 |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,025355 |                          | 3                        | 12           | 10        | 200000       | 0,014529 |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,006452 |                          | 4                        | 14           | 13        | 200000       | 0,010312 |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,007598 |                          | 5                        | 13           | 13        | 200000       | 0,030041 |
| 120 x 180                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,010231 | 210 x 210                | 1                        | 13           | 12        | 200000       | 0,011511 |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,020036 |                          | 2                        | 12           | 11        | 200000       | 0,013648 |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,014723 |                          | 3                        | 12           | 10        | 200000       | 0,021005 |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,011198 |                          | 4                        | 14           | 13        | 200000       | 0,010793 |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,008369 |                          | 5                        | 13           | 13        | 200000       | 0,022452 |
| 120 x 240                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,016294 | 240 x 240                | 1                        | 13           | 12        | 200000       | 0,017152 |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,019002 |                          | 2                        | 12           | 11        | 200000       | 0,014215 |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,014931 |                          | 3                        | 12           | 10        | 200000       | 0,011800 |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,008714 |                          | 4                        | 14           | 13        | 200000       | 0,008495 |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,015693 |                          | 5                        | 13           | 13        | 200000       | 0,013029 |
| 120 x 300                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,015916 | 240 x 300                | 1                        | 13           | 12        | 200000       | 0,020248 |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,011339 |                          | 2                        | 12           | 11        | 200000       | 0,008766 |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,012103 |                          | 3                        | 12           | 10        | 200000       | 0,025689 |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,047403 |                          | 4                        | 14           | 13        | 200000       | 0,021120 |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,006444 |                          | 5                        | 13           | 13        | 200000       | 0,017275 |
| 150 x 150                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,006899 | 270 x 270                | 1                        | 13           | 12        | 200000       | 0,008998 |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,012284 |                          | 2                        | 12           | 11        | 200000       | 0,021004 |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,013738 |                          | 3                        | 12           | 10        | 200000       | 0,013935 |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,010436 |                          | 4                        | 14           | 13        | 200000       | 0,021493 |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,006586 |                          | 5                        | 13           | 13        | 200000       | 0,015605 |
| 180 x 180                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,007968 | 300 x 300                | 1                        | 13           | 12        | 200000       | 0,010791 |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,018542 |                          | 2                        | 12           | 11        | 200000       | 0,021205 |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,012367 |                          | 3                        | 12           | 10        | 200000       | 0,018793 |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,007704 |                          | 4                        | 14           | 13        | 200000       | 0,023524 |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,019198 |                          | 5                        | 13           | 13        | 200000       | 0,010296 |
| 180 x 240                | 1                  | 13           | 12        | 200000       | 0,008231 | Média                    | Treino final nº1 (13/12) |              | 0,012028  |              |          |
|                          | 2                  | 12           | 11        | 200000       | 0,014272 |                          | Treino final nº2 (12/11) |              | 0,015685  |              |          |
|                          | 3                  | 12           | 10        | 200000       | 0,024524 |                          | Treino final nº3 (11/10) |              | 0,017192  |              |          |
|                          | 4                  | 14           | 13        | 200000       | 0,006345 |                          | Treino final nº4 (14/13) |              | 0,014922  |              |          |
|                          | 5                  | 13           | 13        | 200000       | 0,012414 |                          | Treino final nº5 (13/13) |              | 0,014231  |              |          |

O resultado do erro que se obteve para cada uma das secções de peça da Tabela 19 é praticamente semelhante, pelo que mostra-se na Figura 30 o resultado do menor erro obtido no treino final de uma das secções.

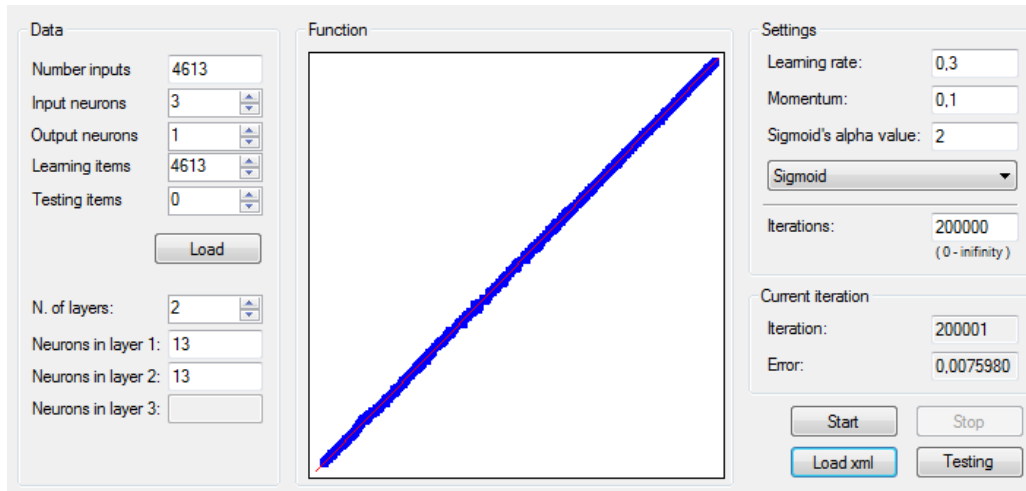


Figura 30. Treino final nº5 para a secção 120x120 (mm) – Treino #4.

Elaboraram-se gráficos para alguns cortes com as curvas da temperatura prevista,  $T_{SAFIR}$ , e da temperatura obtida no treino da rede,  $T_{ANN}$ . Dado que o erro obtido no treino é quase o mesmo para todas as secções de peça, efetuou-se apenas cortes para uma delas – treino final nº4 da secção 120x120 (mm). Após a análise dos gráficos da Figura 31, Figura 32 e Figura 33 verificou-se que a temperatura obtida se encontra quase coincidente com a temperatura prevista, pelo que o Treino #4 se mostra bastante válido, com um erro muito reduzido e muito pouco significativo, tal como pode ser visto na Tabela 19 para todas as secções de peça, e na Tabela 20 para a peça de secção 120x120.



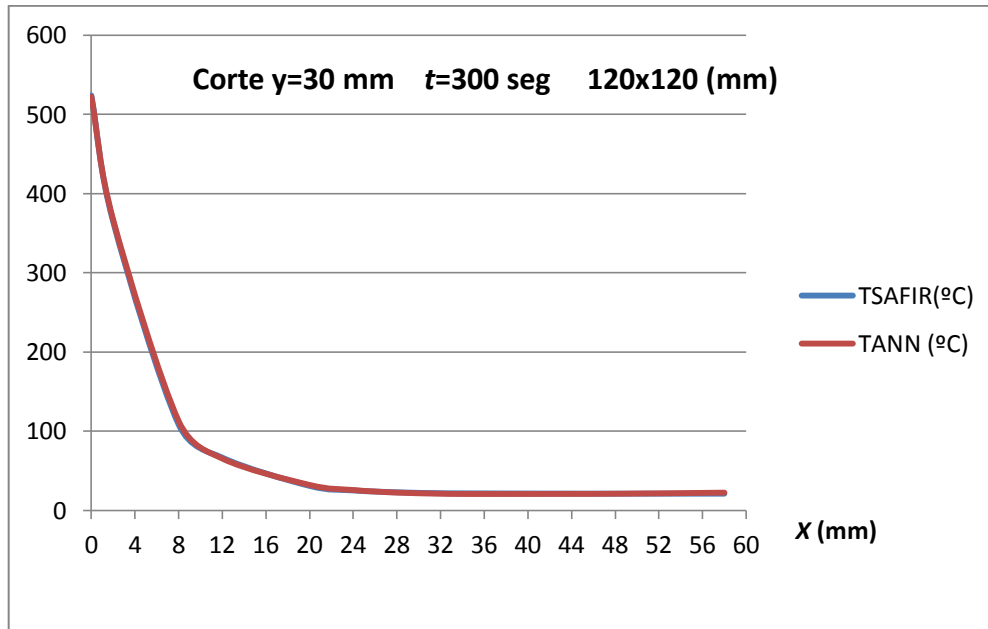


Figura 31. Corte nº1 na secção 120x120 – Treino final nº4 – Treino #4.

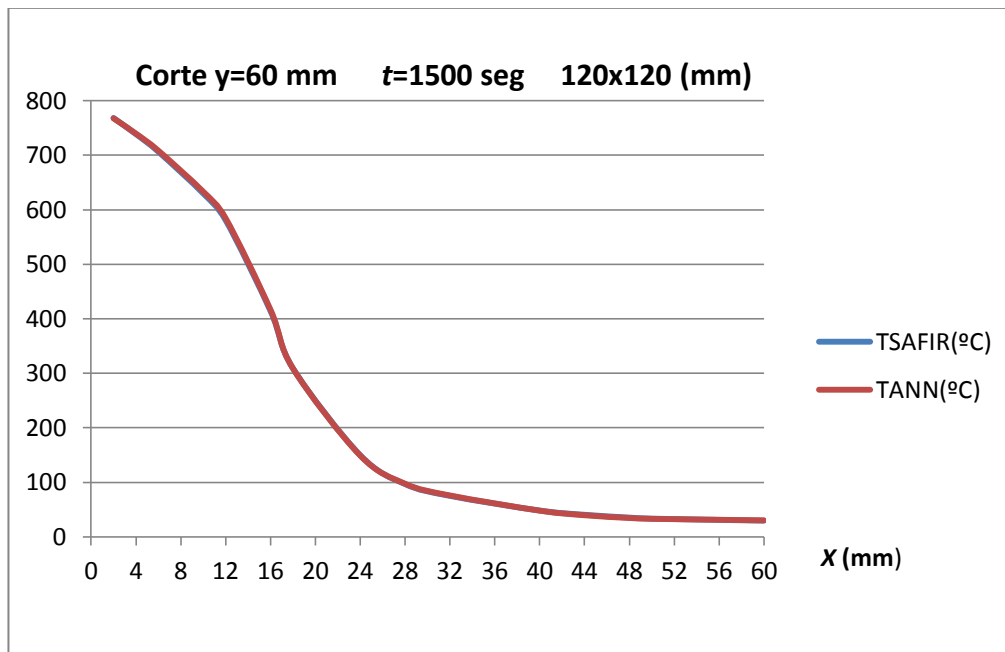


Figura 32. Corte nº2 na secção 120x120 – Treino final nº4 – Treino #4.

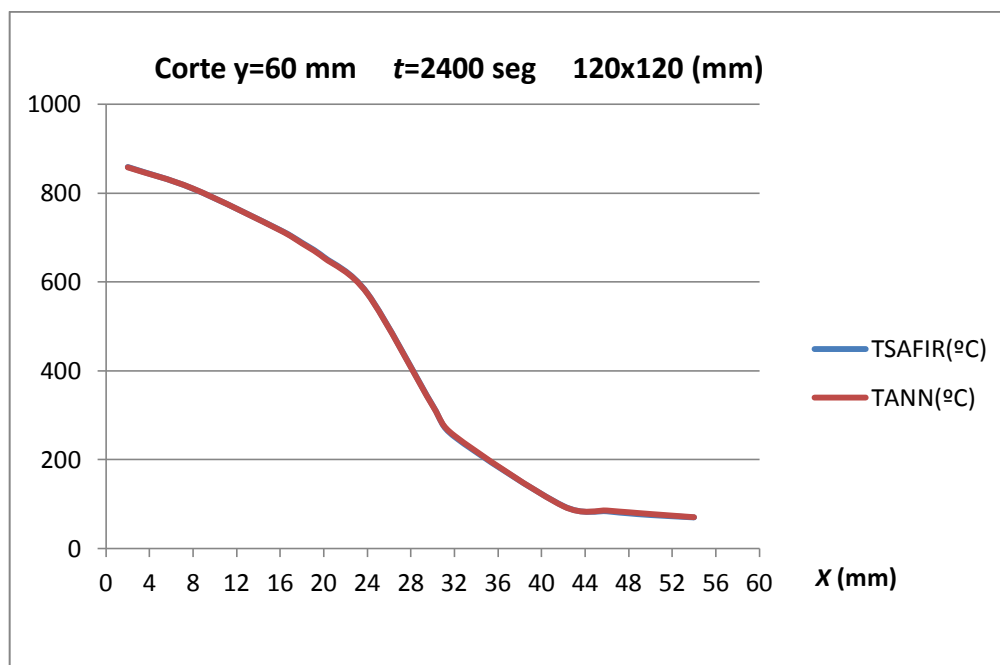


Figura 33. Corte n°3 na seção 120x120 – Treino final n°4 – Treino #4.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registou-se na Tabela 20 os resultados obtidos para o erro, representado nos gráficos acima. Verificou-se que os valores obtidos são bastante reduzidos e pouco significativos. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 0,93 %.

Tabela 20. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #4

|                  | 120x120 (mm) |          |        |                |
|------------------|--------------|----------|--------|----------------|
|                  | RMSE (°C)    | MAE (°C) | MAPE % | R <sup>2</sup> |
| Treino final n°4 | 1,905107     | 1,328834 | 0,9270 | 0,999990       |

No sentido de melhor compreender o processo de treino da rede, realizaram-se três treinos adicionais para a peça 270x270 (mm), descritos na Tabela 21, e que ao serem comparados com os treinos da mesma seção, presentes da Tabela 19, permitiu concluir que a rede funciona pior para grandes diferenças de neurónios entre camadas e para um maior número de neurónios na primeira camada.

Tabela 21. Resumo de treinos adicionais para a peça 270x270 (mm) – Treino #4.

| $B_x \times B_y$<br>(mm) | Nº de treino<br>final | Nº Neurónios |          | <b>Error</b> |
|--------------------------|-----------------------|--------------|----------|--------------|
|                          |                       | Camada 1     | Camada 2 |              |
| 270 x 270                | 6                     | 16           | 9        | 0,024214     |
| 270 x 270                | 7                     | 10           | 12       | 0,017019     |
| 270 x 270                | 8                     | 12           | 13       | 0,013146     |

#### 4.3.5. Estudo global final – Treino #5

Analisaram-se os resultados e conclusões obtidas no Treino #1, Treino #2, Treino #3 e Treino #4 e efetuou-se o estudo global final, que tem como objetivo a criação de um ficheiro de entrada “.train.csv” único para todas as 13 secções de peças de madeira. Para tal, agruparam-se num único ficheiro todos os pontos de todas as secções da Tabela 18 e acrescentam-se duas novas colunas ( $B_x, B_y$ ) de modo a obter-se uma folha com a mesma estrutura da Tabela 22. Obtiveram-se 44883 pontos para análise num total de 5 entradas e uma saída.

Tabela 22. Estrutura tipo do ficheiro “.train.csv” para o Treino #5.

| $B_x$ (mm) | $B_y$ (mm) | $t$ (seg) | $x$ (mm) | $y$ (mm) | $T_{SAFIR}$ (°C) | $T_{ANN}$ (°C) |
|------------|------------|-----------|----------|----------|------------------|----------------|
| ...        | ...        | ...       | ...      | ...      | ...              | ...            |

Efetuaram-se 9 treinos com diferentes conjunções de neurónios. Os resultados dos treinos podem ser consultados na Tabela 23.

Tabela 23. Resumo do treino global final – Treino #5.

| Nº treino<br>Global final | Nº Neurónios |           | Nº de Iterações | <b>Error</b>    |
|---------------------------|--------------|-----------|-----------------|-----------------|
|                           | 1ª camada    | 2ª camada |                 |                 |
| 1                         | 18           | 17        | 200000          | 0,065260        |
| 2                         | 17           | 16        | 200000          | 0,070624        |
| 3                         | 16           | 15        | 200000          | 0,070399        |
| 4                         | 17           | 17        | 200000          | 0,083441        |
| 5                         | 15           | 14        | 200000          | 0,092759        |
| 6                         | 20           | 18        | 200000          | 0,067784        |
| 7                         | 21           | 20        | 200000          | <b>0,059104</b> |
| 8                         | 18           | 16        | 200000          | 0,099943        |
| 9                         | 19           | 16        | 200000          | 0,063590        |

Tal como mencionado em 2.4.1.2. a madeira inflama-se espontaneamente a  $\pm 300$  °C (EN1995-1-2 2004), temperatura a partir da qual começa a perder as suas funções resistentes. Efetuou-se o treino da rede considerando para todos os valores de temperatura,  $T_{SAFIR}$ , iguais ou superiores a 350 °C, o próprio valor. Para os dois melhores treinos da Tabela 23, realizaram-se dois treinos adicionais presentes na Tabela 24, e que ao serem comparados, permitiu concluir-se que a rede funciona pior ao impor-se um máximo para o valor da temperatura.

Tabela 24. Resumo de treinos adicionais ao treino global final – Treino #5.

| Nº treino<br>Global final | Nº Neurónios |           | Nº de Iterações | <b>Error</b> |
|---------------------------|--------------|-----------|-----------------|--------------|
|                           | 1ª camada    | 2ª camada |                 |              |
| 10 (=9)                   | 19           | 16        | 200000          | 0,142886     |
| 11 (=1)                   | 18           | 17        | 200000          | 0,170185     |

O melhor resultado que se obteve para o erro no Treino #5 foi no treino global final nº7, cujos resultados podem observar-se na Figura 34.

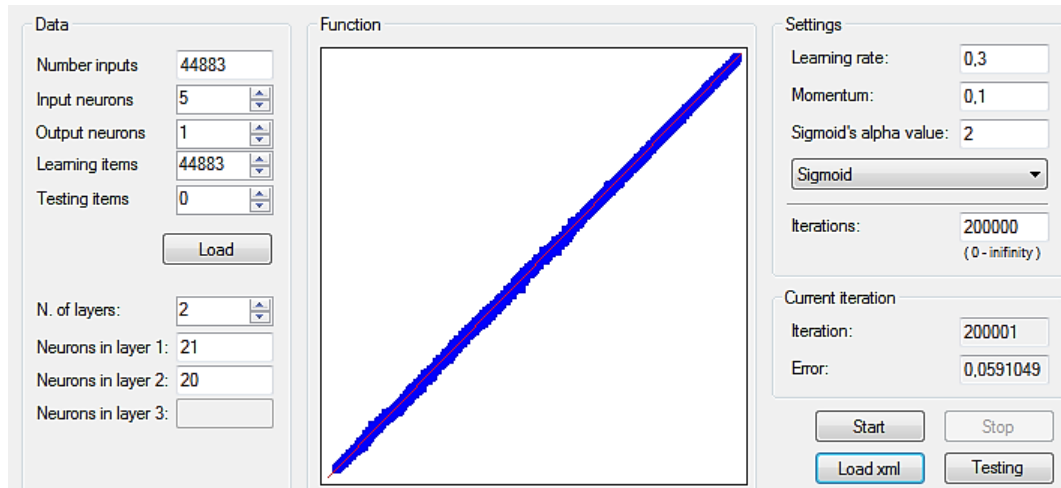


Figura 34. Treino global final nº7 – Treino #5.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registaram-se na Tabela 25 os resultados obtidos para o erro, representado nos gráficos que seguem. Verificou-se que os valores obtidos são bastante reduzidos e pouco significativos, sendo a temperatura obtida muito próximo da prevista. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 1,52 %.

Tabela 25. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #5.

|                         | RMSE (°C)   | MAE (°C)    | MAPE %  | R <sup>2</sup> |
|-------------------------|-------------|-------------|---------|----------------|
| Treino global final nº7 | 2,956036405 | 2,002221184 | 1,52277 | 0,9999634      |

Elaboraram-se gráficos para alguns cortes com as curvas da temperatura prevista,  $T_{SAFIR}$ , e da temperatura obtida no treino da rede,  $T_{ANN}$ . Os gráficos foram elaborados para secções, períodos de exposição e zonas de peça dentistas. Após a análise dos gráficos da Figura 35, Figura 36, Figura 37 e Figura 38 verificou-se que a temperatura obtida se encontra quase coincidente com a temperatura prevista, pelo que o Treino #5 se mostra bastante válido, com um erro muito reduzido e muito pouco significativo.

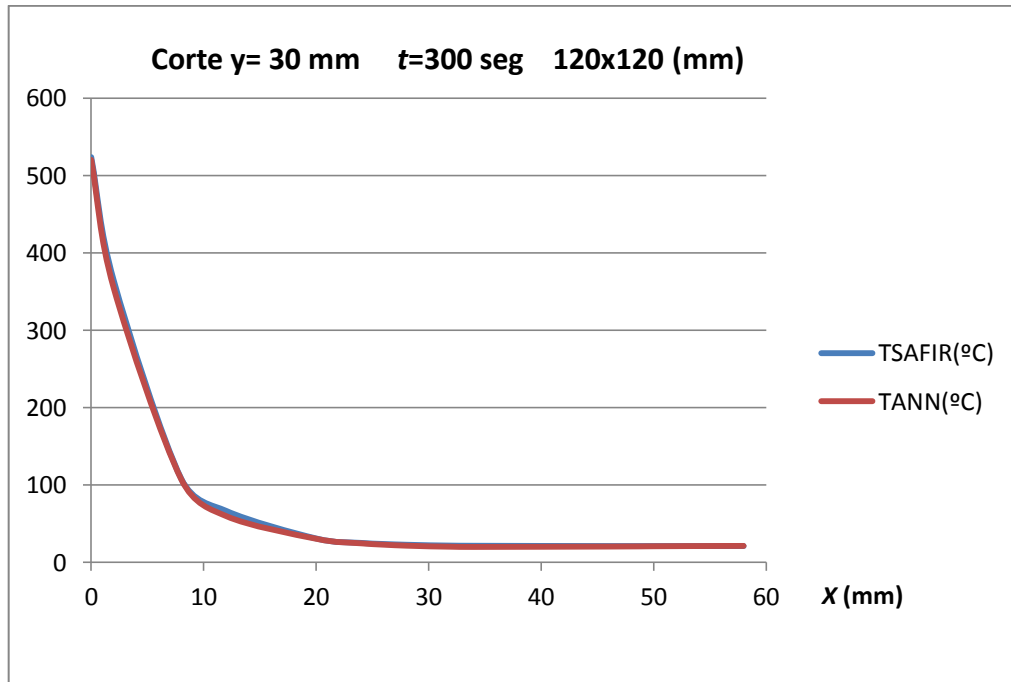


Figura 35. Corte nº1 do treino global final nº7 – Treino #5.

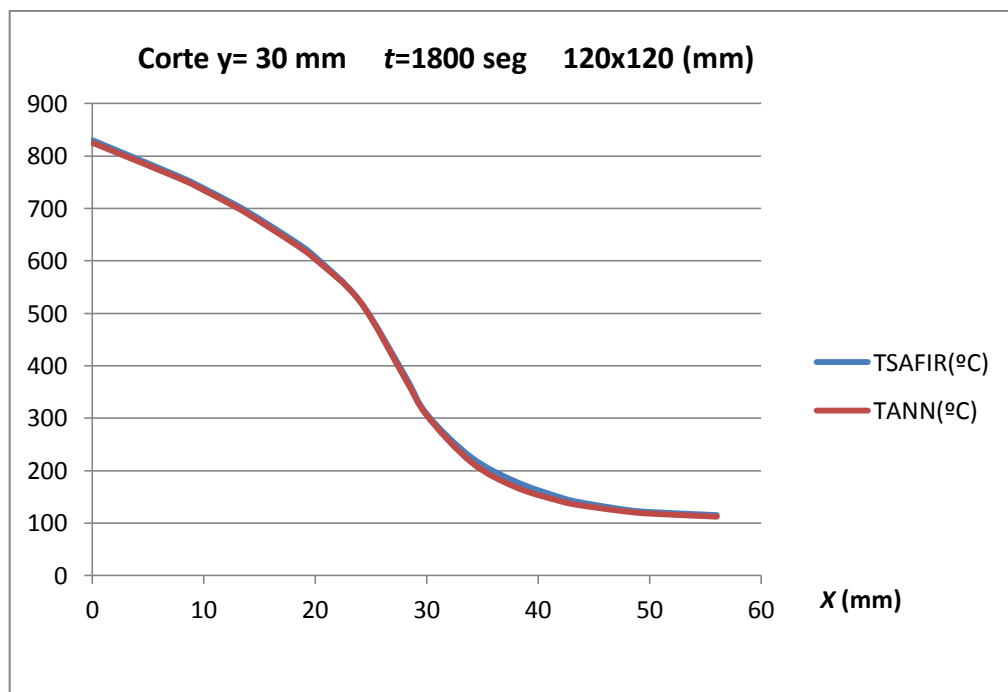


Figura 36. Corte nº2 do treino global final nº7 – Treino #5.

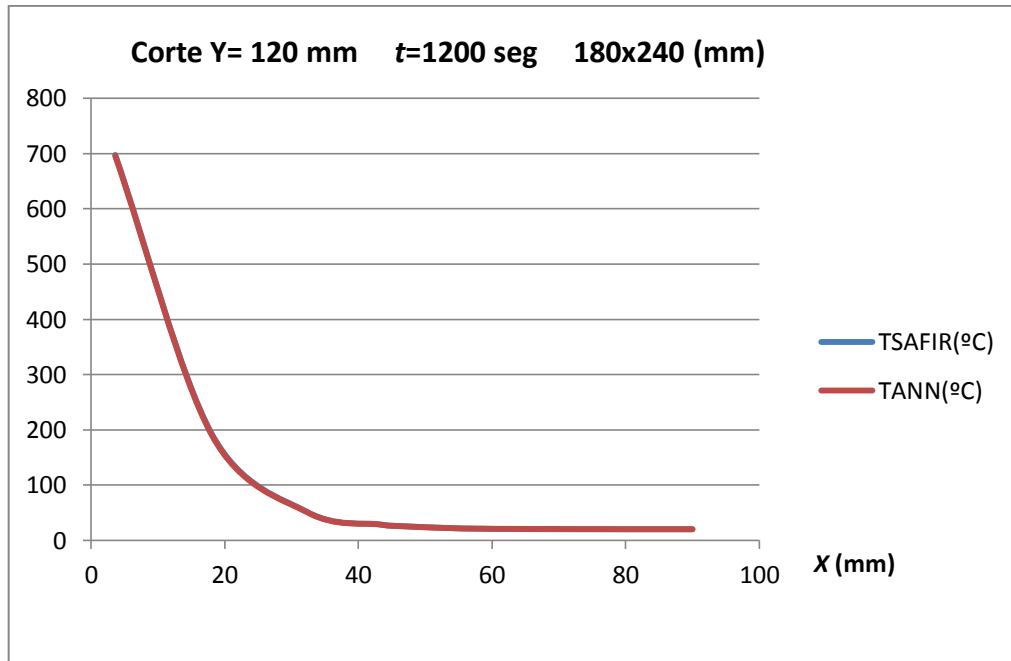


Figura 37. Corte nº3 do treino global final nº7 – Treino #5.

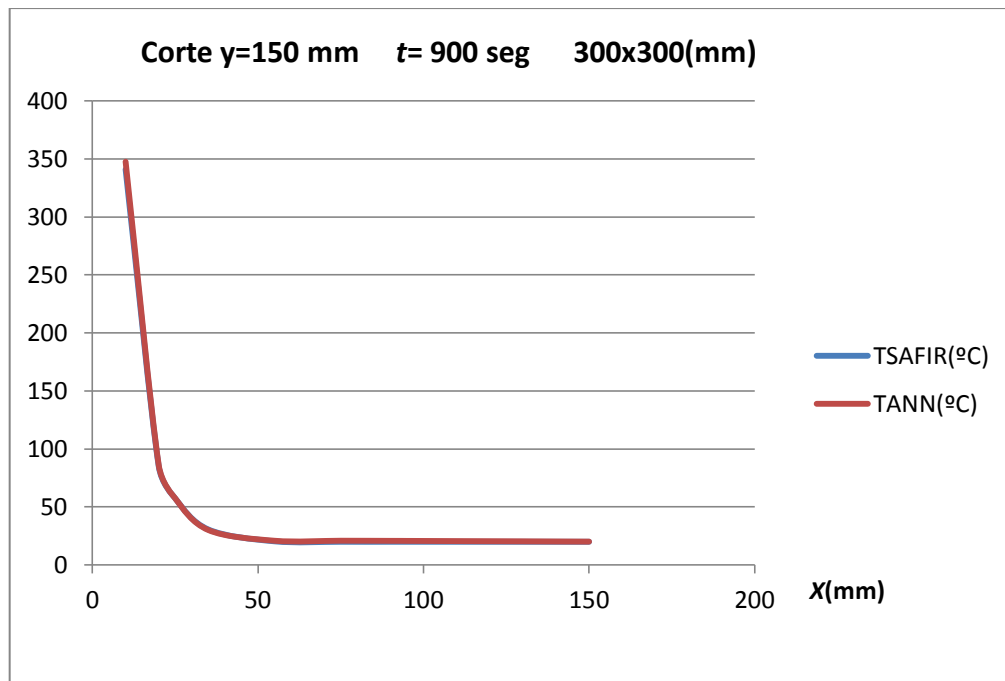


Figura 38. Corte nº4 do treino global final nº7 – Treino #5.

#### 4.3.5.1. Estudo global final 40% – Treino #5.1

O estudo global final 40% é realizado sobre um ficheiro “.train.csv” igual ao usado no estudo global final, mas apenas com 40% dos seus pontos gerados aleatoriamente sem repetição. Efetuou-se com o objetivo de estudar e comparar o comportamento da mesma rede, mas para uma menor concentração de pontos. Passou-se assim de 44883 pontos analisados para 17954 pontos para análise. Efetuaram-se 11 treinos com diferentes conjugações de neurónios. Os resultados dos treinos podem ser consultados na Tabela 26.

Tabela 26. Resumo do treino global final 40% – Treino #5.1.

| Nº treino<br>Global final 40% | Nº Neurónios |           | Nº de Iterações | <i>Error</i>    |
|-------------------------------|--------------|-----------|-----------------|-----------------|
|                               | 1ª camada    | 2ª camada |                 |                 |
| 1                             | 13           | 12        | 200000          | 0,129531        |
| 2                             | 17           | 16        | 200000          | 0,051268        |
| 3                             | 16           | 14        | 200000          | 0,109786        |
| 4                             | 15           | 15        | 200000          | 0,118899        |
| 5                             | 17           | 15        | 200000          | 0,061626        |
| 6                             | 18           | 16        | 200000          | 0,052250        |
| 7                             | 17           | 17        | 200000          | 0,040700        |
| 8                             | 19           | 17        | 200000          | <b>0,038721</b> |
| 9                             | 20           | 18        | 200000          | 0,040583        |
| 10                            | 19           | 18        | 200000          | 0,102376        |
| 11                            | 18           | 18        | 200000          | 0,042605        |

Tal como em 4.3.5., efetuou-se o treino da rede considerando para todos os valores de temperatura,  $T_{SAFIR}$ , iguais ou superiores a 350 °C, o próprio valor. Para dois dos melhores treinos da Tabela 26, realizaram-se dois treinos adicionais presentes na Tabela 27, e que ao serem comparados, permitiu mais uma vez concluir-se que a rede funciona pior ao impor-se um máximo para o valor da temperatura. Pelo que, em treinos futuros não se limitará a temperatura ao máximo definido no EC5, sob risco de aumentar o erro obtido.



Tabela 27. Resumo de treinos adicionais ao treino global final 40% – Treino #5.1.

| Nº treino<br>Global final 40% | Nº Neurónios |           | Nº de Iterações | <b>Error</b> |
|-------------------------------|--------------|-----------|-----------------|--------------|
|                               | 1ª camada    | 2ª camada |                 |              |
| 12 (=9)                       | 19           | 17        | 200000          | 0,154438     |
| 13 (=7)                       | 17           | 17        | 200000          | 0,188341     |

O melhor resultado que se obteve para o erro no Treino #5.1 foi no treino global final 40% nº8, cujos resultados podem observar-se na Figura 39.

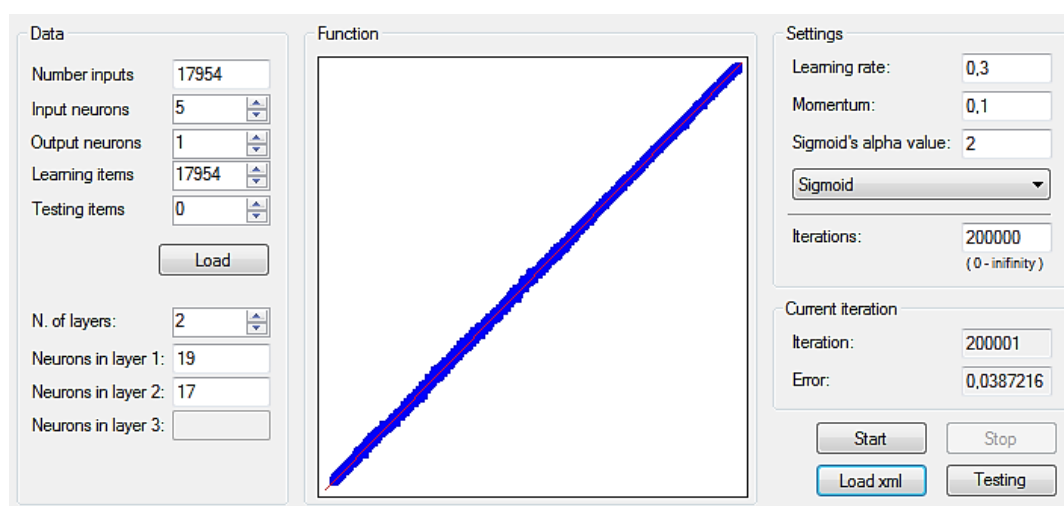


Figura 39. Treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registaram-se na Tabela 28 os resultados obtidos para o erro, representado nos gráficos que se seguem. Verificou-se que os valores obtidos são bastante reduzidos e pouco significativos, sendo a temperatura obtida muito próxima da prevista. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 1,63 %.

Ao comparar os valores do erro da Tabela 25 e da Tabela 28, verificou-se que a solução testada no Treino #5.1 se mostrou válida e fiável para futuros treinos que pretendam baixar o número e concentração de pontos, no sentido de obter menores valores de erro.

Tabela 28. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #5.1.

|                             | RMSE (°C)   | MAE (°C)    | MAPE %  | R <sup>2</sup> |
|-----------------------------|-------------|-------------|---------|----------------|
| Treino global final 40% nº8 | 2,196435817 | 1,463392537 | 1,63376 | 0,99997977     |

Elaboraram-se gráficos para alguns cortes com as curvas da temperatura prevista,  $T_{SAFIR}$ , e da temperatura obtida no treino da rede,  $T_{ANN}$ . Os gráficos foram elaborados para secções, períodos de exposição e zonas de peça distintas. Para servir de comparação poderia ter-se efetuado os cortes para as mesmas zonas de secção e períodos de tempo do Treino #5, contudo, visto que já verificamos que as diferenças entre as temperaturas previstas e obtidas no treino #5.1 são mais reduzidas, efetuaram-se cortes para secções diferentes das anteriores. Assim, ficamos com um maior e mais representativo número de cortes para análise.

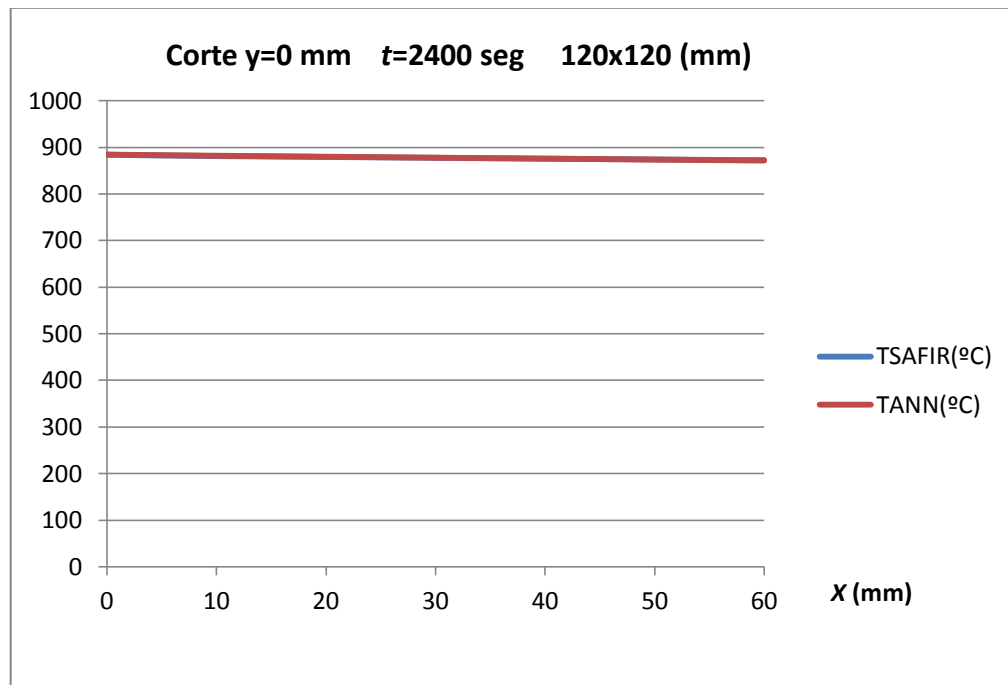


Figura 40. Corte nº1 do treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.

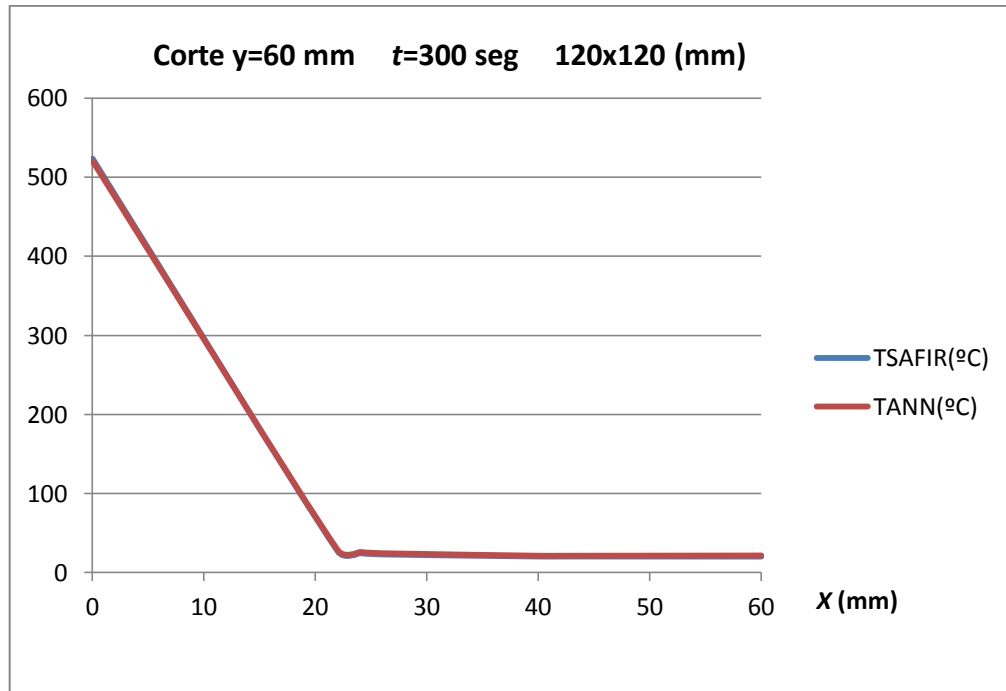


Figura 41. Corte n°2 do treino global final 40% n°8 – Treino #5.1.

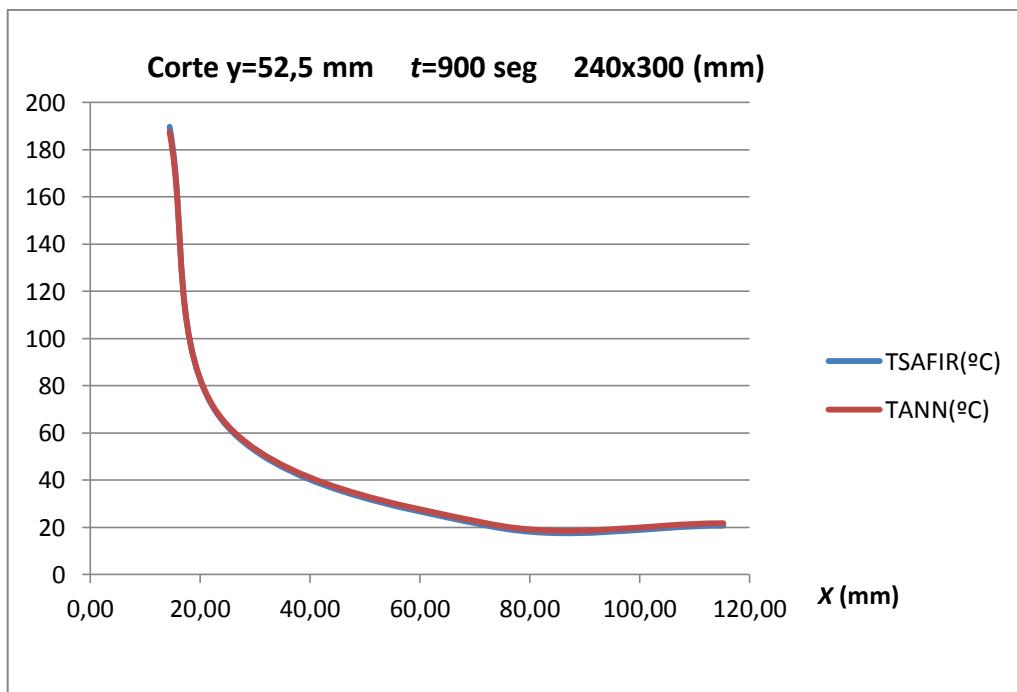


Figura 42. Corte n°3 do treino global final 40% n°8 – Treino #5.1.

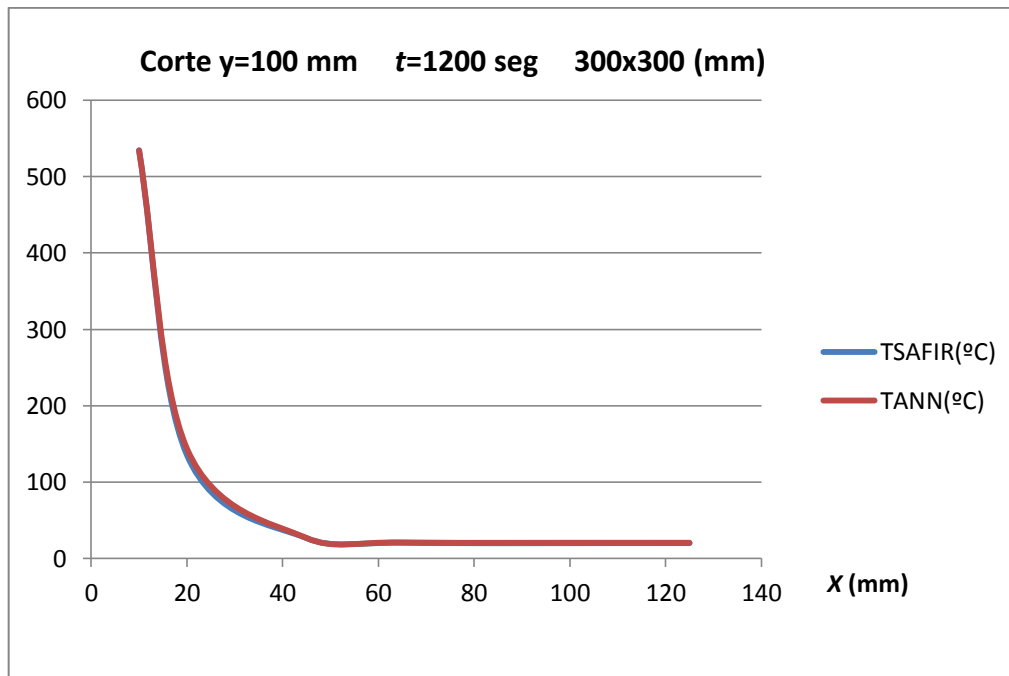


Figura 43. Corte nº4 do treino global final 40% nº8 – Treino #5.1.

Após a análise dos gráficos da Figura 40, Figura 41, Figura 42 e Figura 43 verificou-se que a temperatura obtida se encontra quase coincidente com a temperatura prevista, pelo que o Treino #5.1 se mostra bastante válido, com um erro muito reduzido e muito pouco significativo.

#### 4.3.6. Estudo global total final – Treino #6

No seguimento de treinos anteriores, efetuou-se o estudo global total final, que tem como objetivo a criação de um ficheiro de entrada “.train.csv”, único para as secções de peças de madeira e as 4 massas volúmicas. Este ficheiro terá uma estrutura idêntica à da Tabela 29.

No sentido de diminuir o elevado número total de pontos para análise escolheram-se 5 das secções de peças da Tabela 18, nomeadamente:

- 120 x 120 [mm];
- 120 x 240 [mm];
- 180 x 300 [mm];

- 240 x 300 [mm];
- 300 x 300 [mm].

Na seleção destas 5 secções tentou-se obter alguma heterogeneidade, escolhendo 2 secções quadradas dos extremos e 3 retangulares intermédias. Para cada uma das 5 secções e para as restantes 3 massas volúmicas executou-se o programa *SAFIR* e seguidamente o *SAFIROUTREADER*. Tal como concluído nos treinos anteriores, gerou-se aleatoriamente sem repetição 40% de  $\frac{1}{4}$  do total de pontos. Agruparam-se num único ficheiro os pontos das 5 secções escolhidas de cada uma das 4 massas volúmicas, de modo a obter-se uma folha com a mesma estrutura da Tabela 29. Obtiveram-se 82372 pontos para análise num total de 6 entradas e 1 saída.

Tabela 29. Estrutura tipo do ficheiro “.train.csv” para o Treino #6.

| $\rho$ (kg/m <sup>3</sup> ) | $B_x$ (mm) | $B_y$ (mm) | $t$ (seg) | $x$ (mm) | $y$ (mm) | $T_{safir}$ (°C) | $T_{ANN}$ (°C) |
|-----------------------------|------------|------------|-----------|----------|----------|------------------|----------------|
| ...                         | ...        | ...        | ...       | ...      | ...      | ...              | ...            |

Tendo em conta toda a prática e as conclusões obtidas em treinos anteriores, efetuaram-se 4 treinos com diferentes conjugações de neurónios, cujos resultados podem ser consultados na Tabela 30.

Tabela 30. Resumo do treino global total final – Treino #6.

| Nº treino<br>Global total final | Nº Neurónios |           | Nº de Iterações | <b>Error</b>    |
|---------------------------------|--------------|-----------|-----------------|-----------------|
|                                 | 1ª camada    | 2ª camada |                 |                 |
| 1                               | 21           | 19        | 200000          | <b>0,199106</b> |
| 2                               | 22           | 19        | 200000          | 0,210833        |
| 3                               | 21           | 20        | 200000          | 0,200118        |
| 4                               | 20           | 18        | 200000          | 0,208940        |

O melhor resultado que se obteve para o erro no Treino #6 foi no treino global total final nº1, cujos resultados podem observar-se na Figura 44.

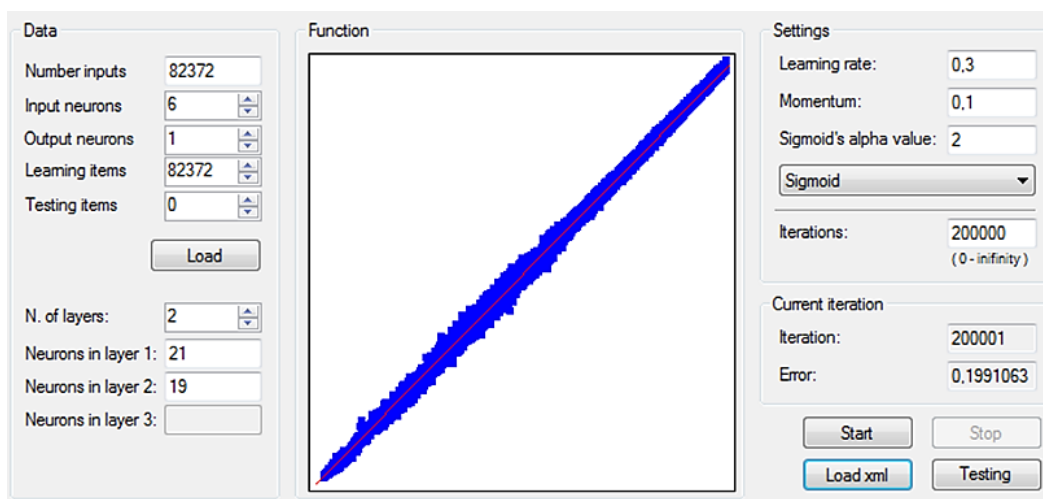


Figura 44. Treino global total final nº1 – Treino #6.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registaram-se na Tabela 31 os resultados obtidos para o erro. Verificou-se que os valores obtidos são reduzidos e pouco significativos, sendo a temperatura obtida muito próxima da prevista. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 3,45%. Embora a solução testada no Treino #6 seja bastante válida, ao comparar os valores do erro da Tabela 31 com os valores obtidos em treinos anteriores, verificou-se um aumento do mesmo.

Tabela 31. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #6.

|                               | RMSE (°C)   | MAE (°C)    | MAPE %  | R <sup>2</sup> |
|-------------------------------|-------------|-------------|---------|----------------|
| Treino global total final nº1 | 6,109028865 | 4,177045167 | 3,45957 | 0,99983478     |

#### 4.3.6.1. Estudo global total final 40% – Treino #6.1

No sentido de diminuir o erro obtido no Treino #6 para valores ainda mais reduzidos recorreremos ao testado e validado no ponto 4.3.5.1. Assim, a partir dos dados do Treino #6 gerou-se aleatoriamente sem repetição 40% dos seus pontos. Obtiveram-se 32949 pontos para análise num total de 6 entradas e 1 saída. Efetuaram-se 8 treinos com diferentes conjugações de neurónios, cujos resultados podem ser consultados na Tabela 32. O número

de iterações tido como referência foram as 200 mil, contudo nos casos onde a convergência do erro ainda era significativa para esse valor, repetiu-se o processo para um maior número de iterações.

Tabela 32. Resumo do treino global total final 40% – Treino #6.1.

| Nº treino<br>Global total final 40% | Nº Neurónios |           | Nº de Iterações | <i>Error</i>    |
|-------------------------------------|--------------|-----------|-----------------|-----------------|
|                                     | 1ª camada    | 2ª camada |                 |                 |
| 1                                   | 21           | 20        | 200000          | 0,260399        |
| 2                                   | 19           | 18        | 200000          | 0,240227        |
| 3                                   | 18           | 17        | 200000          | 0,182960        |
| 4                                   | 19           | 16        | 200000          | 0,468152        |
| 5                                   | 17           | 16        | 400000          | <b>0,179608</b> |
| 6                                   | 15           | 14        | 300000          | 0,447863        |
| 7                                   | 16           | 15        | 300000          | 0,399686        |
| 8                                   | 17           | 17        | 300000          | 0,425896        |

O melhor resultado que se obteve para o erro no Treino #6.1 foi no treino global total final 40% nº5, cujos resultados podem observar-se na Figura 45.

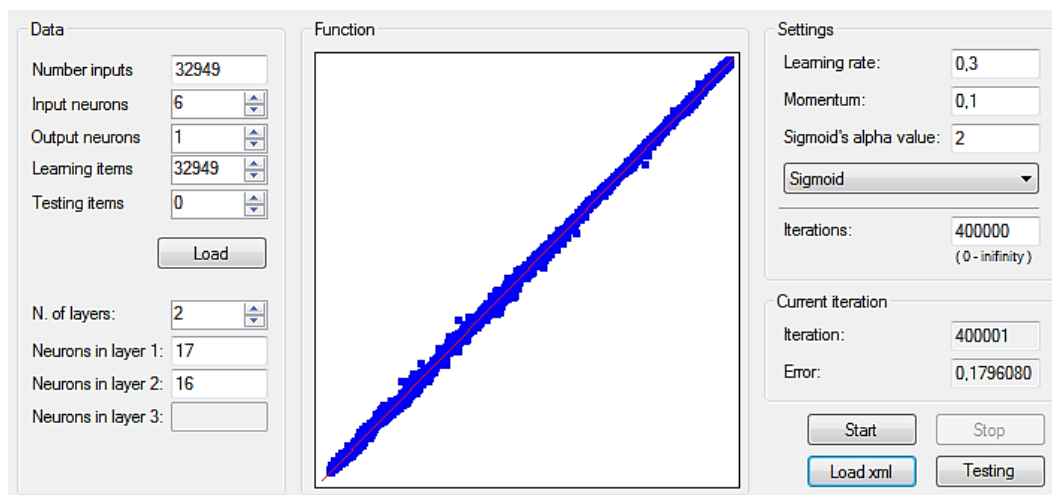


Figura 45. Treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registaram-se na Tabela 33 os

resultados obtidos para o erro do melhor teste. Verificou-se que os valores obtidos são reduzidos e pouco significativos, sendo a temperatura obtida próxima da prevista. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 2,84 %.

Tabela 33. Valores do erro e da precisão da rede – Treino #6.1.

|                                   | RMSE (°C)   | MAE (°C)    | MAPE %  | R <sup>2</sup> |
|-----------------------------------|-------------|-------------|---------|----------------|
| Treino global total final 40% n°5 | 3,608386955 | 2,404734058 | 2,84149 | 0,9999431      |

Ao comparar os valores do erro da Tabela 31 e da Tabela 33, verificou-se que a solução testada no Treino #6.1 se mostrou mais vantajosa e fiável relativamente à solução testada no Treino #6.

Elaboraram-se gráficos para alguns cortes com as curvas da temperatura prevista,  $T_{SAFIR}$ , e da temperatura obtida no treino da rede,  $T_{ANN}$ . Elaborou-se um corte para cada uma das 4 massa volúmicas estudadas de maneira a obter o maior número de pontos possíveis.

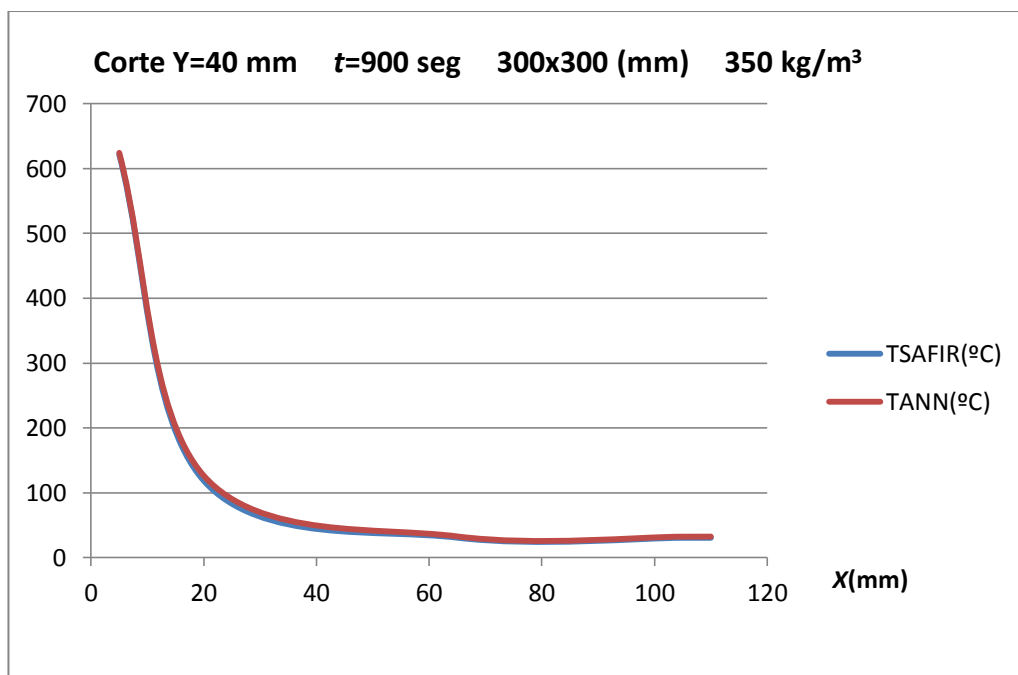


Figura 46. Corte n°1 do treino global total final 40% n°5 – Treino #6.1.



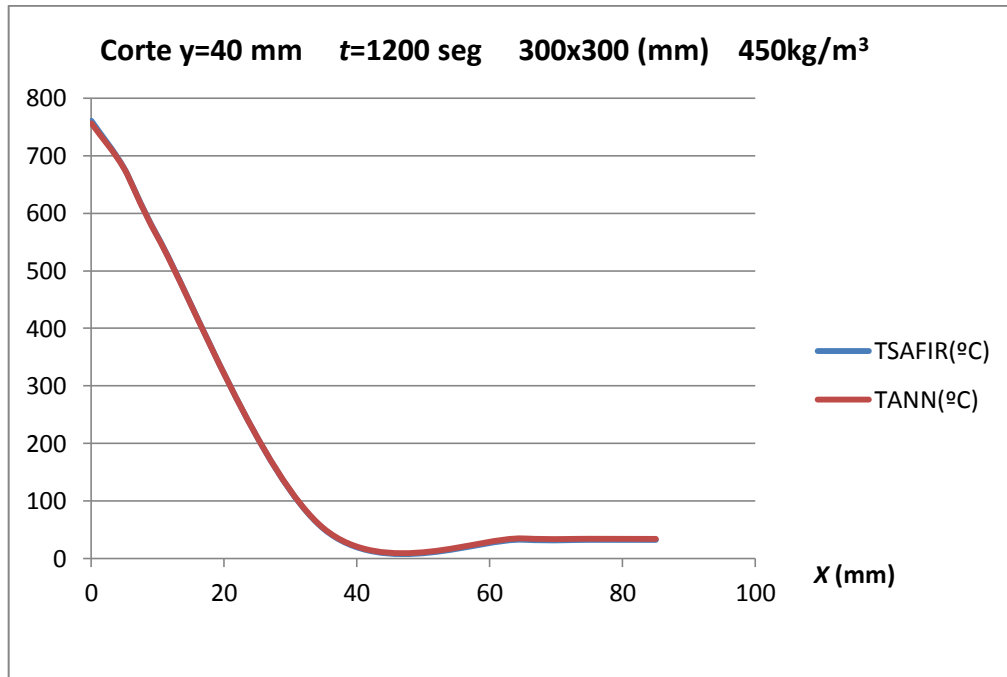


Figura 47. Corte n°2 do treino global total final 40% n°5 – Treino #6.1.

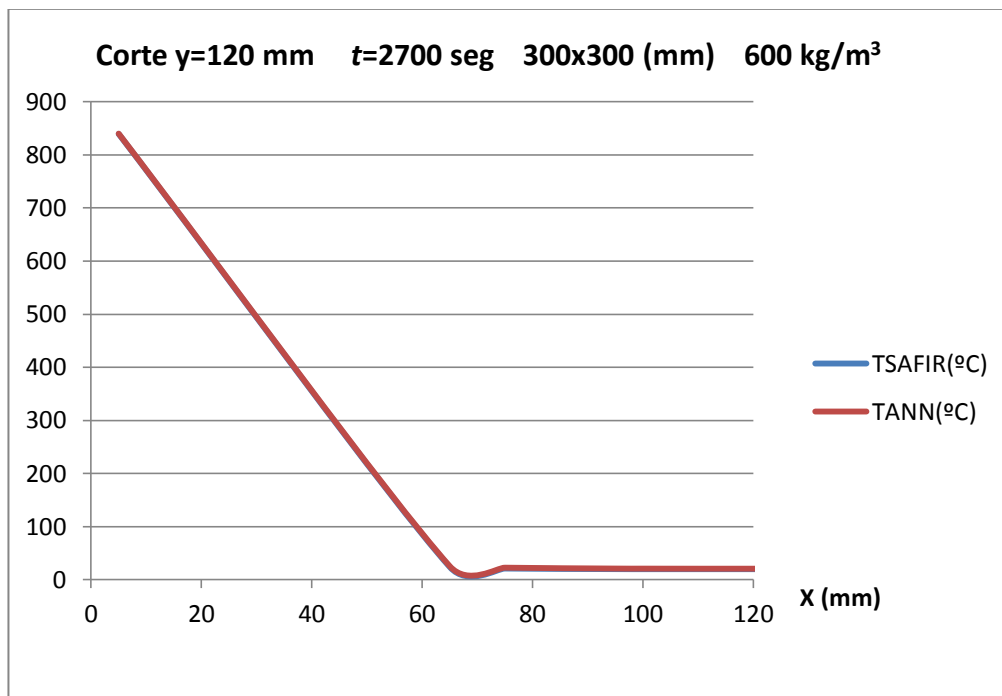


Figura 48. Corte n°3 do treino global total final 40% n°5 – Treino #6.1.

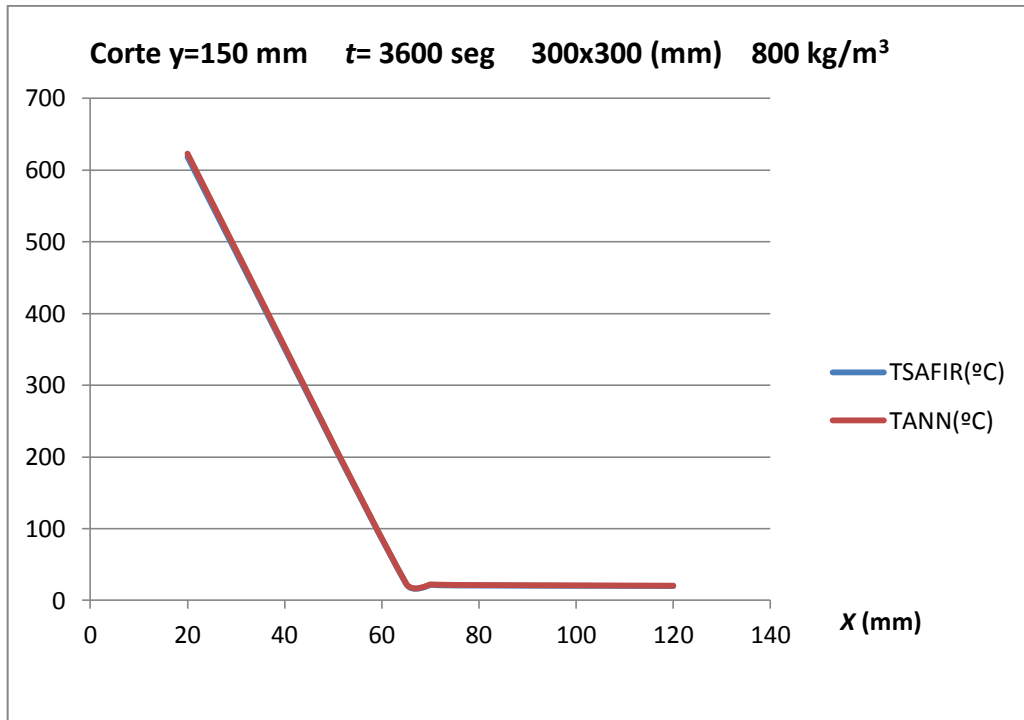


Figura 49. Corte nº4 do treino global total final 40% nº5 – Treino #6.1.

Após a análise dos gráficos da Figura 46, Figura 47, Figura 48 e Figura 49 verificou-se que a temperatura obtida se encontra quase coincidente com a temperatura prevista, pelo que o Treino #6.1 se mostra bastante válido, com um erro muito reduzido e muito pouco significativo.

► Terminamos então o processo de treino da rede com resultados bastante satisfatórios. O treino que se usou para o teste de RNA é o Treino #6.1.

## 4.4. Processo de Teste de RNA

### 4.4.1. Teste Padrão – Teste #1

No sentido de validar o processo de treino de redes efetuado no ponto 4.3. iremos testar a rede treinada no Treino #6.1, de modo a verificar-se que o resultado do teste e treino da própria rede são iguais. Partindo dos resultados do melhor treino do Treino #6.1 (treino global total final 40% n°5) efetuou-se o teste da rede seguindo-se o seguinte procedimento:

- Efetuar o “Load xml” do ficheiro “xml” criado pelo programa durante o processo de treino;
- Efetuar o “Testing” do ficheiro “train.csv” que se pretende analisar a temperatura, neste caso o do próprio treino em questão.

O resultado do teste pode ser visualizado na Figura 50. Verificou-se tal como o pretendido que o resultado é exatamente igual ao do processo de treino apresentado na Figura 45, com os mesmos valores da temperatura previstas pela rede. O processo de teste apresenta os mesmos valores de erros do processo de treino e podem ser visualizados na Tabela 33.

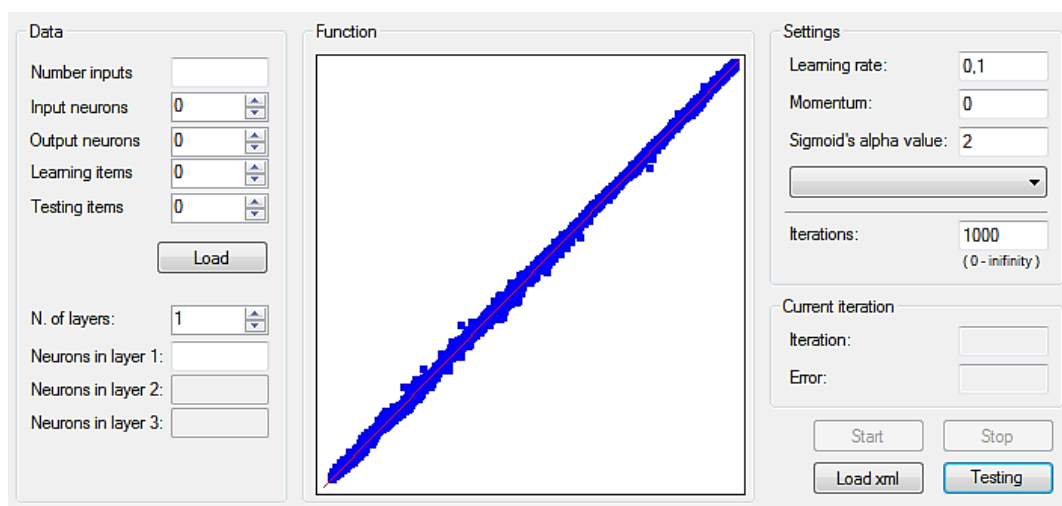


Figura 50. Teste padrão – Teste #1.

- ▶ Ao efetuar o teste padrão validou-se o processo de treino de redes efetuado.

#### 4.4.2. Teste Final – Teste #2

No sentido de criar para o teste final um ficheiro “.train.csv” que não tinha sido alvo de treino escolheram-se 3 das secções de peças não usadas em 4.3.6. no Treino #6, nomeadamente:

- 120 x 180 [mm];
- 180 x 240 [mm];
- 270 x 270 [mm].

Para preparar os dados para o Teste #2 da rede, executou-se o programa *SAFIR* e seguidamente o *SAFIROUTREADER* para as 3 dimensões de secção acima mencionadas e para as 4 massas volúmicas da madeira respetivamente em análise. Geraram-se 40% aleatoriamente de ¼ dos pontos de cada um dos casos, e organizaram-se os dados como na Tabela 28, obtendo-se um total de 105984 pontos para teste. Devido ao excessivo número de pontos, geraram-se aleatoriamente sem repetição 30% do total de pontos, ficando com 31795 pontos para teste.

Efetuuou-se o Teste # 2 cujos resultados podem observar-se na Figura 51.

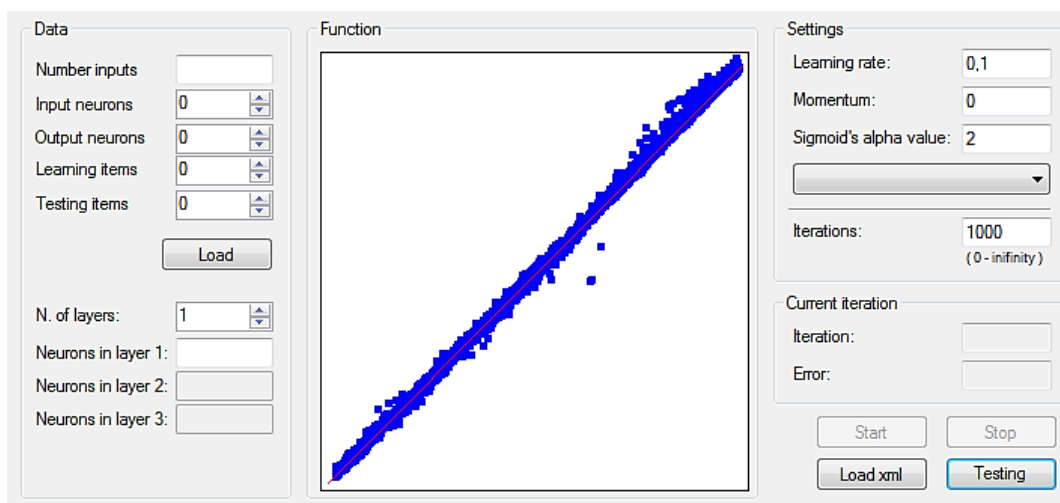


Figura 51. Teste final – Teste #2.

Aplicaram-se as Equações (16), (17), (18) e (19) e registaram-se na Tabela 34 os resultados obtidos para o erro. Verificou-se que os valores obtidos são reduzidos e pouco significativos, sendo a temperatura obtida muito próxima da prevista. Obteve-se um erro percentual médio, *MAPE*, na ordem dos 2,98%.

Tabela 34. Valores do erro e da precisão da rede - Teste #2.

|             | RMSE (°C)   | MAE (°C)    | MAPE %    | R <sup>2</sup> |
|-------------|-------------|-------------|-----------|----------------|
| Teste final | 4,496033113 | 2,528123785 | 2,9843578 | 0,9998221      |

Da análise de Figura 51 verificaram-se duas pequenas zonas de pontos com erros ligeiramente superiores ao erro percentual médio. Após uma análise cuidada verificou-se que as temperaturas desses pontos situam-se, quer em valores superiores a 300°C em que a madeira já perdeu a sua função resistente, quer em valores de temperatura muito reduzidos ( $T < 20^\circ\text{C}$ ). Analisaram-se apenas valores de temperatura compreendidos entre o intervalo em que a madeira inicia (100°C) e termina (300°C) a perda das suas funções estruturais e verificou-se que o erro percentual médio, *MAPE*, apenas nessa gama de valores diminui para 2,79%. Tal facto pode ser analisado na Figura 52 que representa uma secção da Figura 51. Ao compararmos as duas figuras comprova-se que na gama de valores mencionados os valores do erro são ainda mais reduzidos.

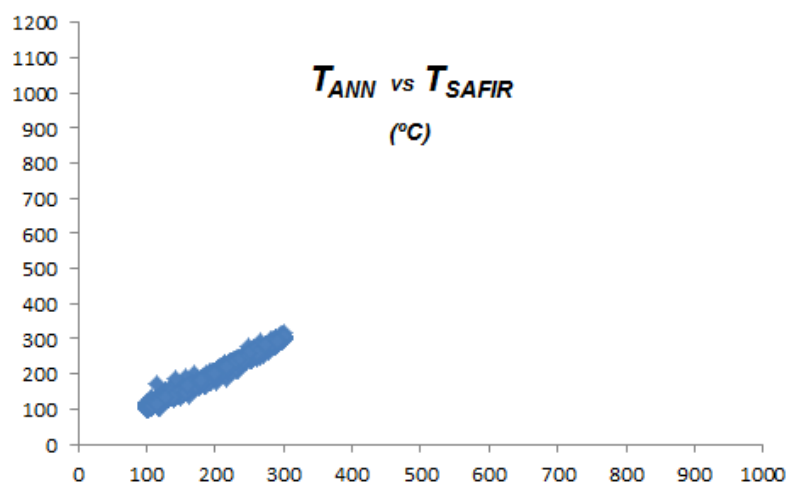


Figura 52. Secção do Teste final – Teste #2.

► Terminamos então o processo de teste de redes com resultados bastante satisfatórios. As RNA podem calcular de forma adequada a temperatura da madeira em elementos sujeitos ao fogo. Foram testadas apenas peças de secção quadradas e retangulares, pelo que o modelo se torna válido apenas nessas secções.

## 5. CONCLUSÕES

### 5.1. Conclusões Gerais

À semelhança do que se pode ver um pouco por todo a bibliografia consultada, existem nas mais diversas áreas inúmeros casos de estudo com aplicação de RNA. É sabido também que existe algum desconhecimento no que respeita ao comportamento da madeira como material de construção. Pelo que a aplicação de RNA na análise do comportamento da madeira ao fogo veio enriquecer o processo de conhecimento da mesma.

As RNA aprendem e generalizam a partir de exemplos e experiências, daí serem uma ferramenta poderosa para a solução de vários problemas complexos da Engenharia Civil. Neste estudo foram criadas com a finalidade de prever as temperaturas na madeira sob carregamento de fogo para diferentes massas volúmicas e tempos de exposição. A sua utilização permitiu o cálculo de temperaturas em várias peças de madeira, em qualquer instante e ponto, e a aplicação dos resultados delas provenientes para futura análise estrutural, sem necessidade de usar um modelo térmico e mecânico

Foram usadas redes com ligações para a frente ou diretas (*Feedforward Networks*) e algoritmos de retropropagação do erro (*error Backpropagation*). A aprendizagem foi do tipo supervisionada onde são conhecidas as respostas corretas correspondentes a um certo conjunto de dados de entrada, obtidos com modelos de elementos finitos.

Do processo de treino de RNA reteve-se que as redes funcionam melhor nas seguintes condições:

- Com apenas 2 camadas de neurónios;
- Mais neurónios na primeira camada;
- Pequenas diferenças de neurónios entre camadas;
- Menor número de pontos para análise;
- Maior número de pontos requer o maior número de neurónios por camadas;

- Maior diversidade de valores numa qualquer entrada da rede.

Com o processo de teste de RNA validou-se todo o processo de treino efetuado nas condições descritas no presente estudo. Ou seja, as RNA mostraram-se uma ferramenta que permitiu calcular de forma adequada a temperatura em peças de madeira sob carga de incêndio.

Concluindo, pode-se dizer que o processo de treino e teste de redes apresentou resultados bastantes satisfatórios, com erros pouco significativos. Os resultados obtidos mostraram que as RNA podem calcular de forma precisa e adequada a temperatura da madeira em elementos sujeitos ao fogo.

## **5.2. Sugestão para futuros desenvolvimentos**

Como referido no capítulo 1, ainda existe algum desconhecimento sobre o comportamento da madeira como material utilizado na construção civil, pelo que se torna de interesse qualquer trabalho que contribua para o mesmo.

No seguimento do presente trabalho seria de interesse a elaboração de uma ferramenta de cálculo que simule os resultados obtidos no mesmo, nomeadamente o cálculo de temperatura em peças de madeira sujeitas ao fogo pelo uso de RNA. A ferramenta a desenvolver permitirá obter a temperatura em pontos distintos de uma secção de madeira sujeita ao fogo, através da introdução de um determinado número de pesos de entrada na folha de cálculo. A partir das temperaturas obtidas pretender-se-á calcular os esforços nas secções. Tudo isto seguindo os dados e conclusões presentes neste estudo.



## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Alexandre, U. d. B.-P. (2007). Secagem da Madeira: 27.
2. Ana Paula Neves, A. S. e. A. G. (2009). Inteligência Artificial: 30.
3. Araújo, A. d. B. (2005). A Degradação da Madeira, Instituto Superior Técnico: 6.
4. Aveiro, U. d. (2005). WoodTimber. Aveiro.
5. Cachim, P. (2010). Temperature prediction in timber using artificial neural networks World Conference on timber engineering: 5.
6. Cachim, P. (2010 [2]). Using Artificial neural networks for predicting temperatures in timber. World Conference on Timber Engineering (WCTE): 5.
7. Cachim, P. B. (2007). Construções em Madeira - A madeira como material de construção.
8. Cachim, P. B. (2007 [2]). Comportamento do fogo de estruturas de madeira. Construções em Madeira. Aveiro.
9. Cachim, P. B. (2010 [3]). Safir Outreader.
10. Carvalho, R. P. (2008). O uso da madeira aplicado ao ensino da arte em sala de aula a partir do processo civilizatório, da utilização da madeira pelo homem e seus valores artísticos. Revista Filosofal Capital. Brasília-DF. **3**: 23.
11. Costa, L. F. S. d. (2009). Tificação de Soluções de Reabilitação de Pavimentos Estruturais em Madeira em Edifícios Antigos. Faculdade de Engenharia. Porto, Universidade do Porto. **Mestre**: 117.

12. Coutinho, J. d. S. (1999). "Materiais de Construção I - Madeiras." from <http://paginas.fe.up.pt/~jcouti/Madeiras%2099.pdf>.
13. Cruz, H. (2003). Patologia, Avaliação e Conservação de Estruturas de Madeira. N. d. E. d. M.-. LNEC. Lisboa: 9.
14. Daniel Sousa, L. T., Pedro Silva, Rui Costa (2008). Redes Neurais. Porto.
15. EN1995-1-2 (2004). Design of timber structures - Part 1-2: General -Structural fire design. CEN: 69.
16. Figueroa, M. J. M. (2009). Comportamento da madeira a temperaturas elevadas. Florianópolis, Universidade Federal de Santa Catarina.
17. Franco, S. I. S. (2008). Proposta de Atribuição de Propriedades Mecânicas a Elementos Estruturais de Madeira por Inspeção Visual *In Situ*. Departamento de Engenharia Civil. Porto, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto. **Mestre:** 146.
18. Franssen, J. M. (2011). User's Manual for SAFIR 2011. Liège, University of Liège - Department ArGenCO - Service Structural Engineering
19. Klock, D. U. (2003). Componentes acidentais da madeira. Curitiba - UFPR.
20. Liège, U. d. (2007). SAFIR. Liège, University: A Computer Program for Analysis of Structures Subjected to fire.
21. Machado, N. C. d. C. M. (2006). Variação Dimensional da Madeira devida ao seu Comportamento Higroscópico. Faculdade de Engenharia. Porto, Universidade do Porto. **Mestre:** 126.

22. Madeira, E. d. E. d. (2011). Características e Propriedades da Madeira. Madeira Estrutural. E. S. d. T. e. G. d. V.-I. P. d. Viseu. viseu. **2012**.
23. Matias, I. M. (2006). Aplicação de Redes Neurais Artificiais na Análise de Dados de Molhamento Foliar por Orvalho. Faculdade de Ciências Agronómicas. São Paulo, Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho". **Doutoramento**: 120.
24. Moreira, M. Â. (1997). Introdução às Redes Neurais Artificiais.
25. Negrão, J. H. (2005). Estruturas de Madeira. Coimbra, Universidade de Coimbra.
26. Portugal, M. S. (1996). Redes Neurais Artificiais e previsão de séries económicas: Uma Introdução. Belo Horizonte: 74.
27. Real, P. V. (2010). Acções em estruturas expostas ao fogo. Seminário Eurocódigos Estruturais. LNEC: 77.
28. Ribeiro, R. N. (2007). Utilização de Redes Neurais Artificiais e Tecnologia FT-NIR para Predição do Número Kappa em um Processo Kraft de Cozimento de Madeira em Indústria de Celulose. Engenharia Industrial. Minas Gerais, Centro Universitário do Leste de Minas Gerais. **Mestre**: 143.
29. Silva, R. F. P. d. (2009). Cálculo ao Fogo de Ligações de Madeira. Departamento de Engenharia Civil. Aveiro, Universidade de Aveiro. **Mestre**: 103.
30. Tecverde (2011). Resistência da madeira ao fogo Curitiba - Brasil.
31. TRIA (2012). "Protecção Passiva Contra Incêndios." Retrieved 23 de Outubro, 2012, from <http://www.tria.pt/ppci/index.php?sc=biblioteca&page=N03-AT02>.