

Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
Escola de Engenharia  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA  
ESTIMATIVA DA RESISTÊNCIA À COMPRESSÃO DO  
CONCRETO A PARTIR DA VELOCIDADE DE  
PROPAGAÇÃO DE PULSO ULTRA-SÔNICO**

**Alexandre Lorenzi**

Porto Alegre  
2009

ALEXANDRE LORENZI

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS PARA  
ESTIMATIVA DA RESISTÊNCIA À COMPRESSÃO DO  
CONCRETO A PARTIR DA VELOCIDADE DE  
PROPAGAÇÃO DO PULSO ULTRA-SÔNICO**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia

Porto Alegre  
2009

L869a Lorenzi, Alexandre

Aplicação de redes neurais artificiais para estimativa da resistência à compressão do concreto a partir da velocidade de propagação do pulso ultra-sônico / Alexandre Lorenzi. – 2010.

Tese (doutorado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil. Porto Alegre, BR-RS, 2009.

Orientador: Prof. Dr. Luiz Carlos Pinto da Silva Filho.

1. Redes neurais artificiais. 2. Ensaios não destrutivos. 3. Concreto - Ensaios. I. Silva Filho, Luiz Carlos Pinto da Silva, orient. III. Título.

CDU-691.32(043)

**ALEXANDRE LORENZI**

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS PARA  
ESTIMATIVA DA RESISTÊNCIA À COMPRESSÃO DO  
CONCRETO A PARTIR DA VELOCIDADE DE  
PROPAGAÇÃO DE PULSO ULTRASÔNICO**

Tese apresentado ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal do Rio Grande do Sul para obtenção do título de Doutor em Engenharia.

Prof. Luiz Carlos Pinto da Silva Filho  
Ph.D. University of Leeds  
Orientador

Prof. Luiz Carlos Pinto da Silva Filho  
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil

**BANCA EXAMINADORA**

**Prof. Ivo José Padaratz (UFSC)**  
Ph.D., University of Edinburgh

**Prof. Denise Carpena Coitinho Dal Molin (UFRGS)**  
Dr., Universidade de São Paulo

**Prof. Carlos Pérez Bergmann (UFRGS)**  
Dr., Rheinisch Westfälische Technische Hochschule Aachen

## **AGRADECIMENTOS**

Durante estes anos de desenvolvimento de minha tese conheci muitas pessoas. Um ensina-me a ciência e a engenharia, auxiliaram-me na execução do programa experimental; outras foram amigos nas horas necessárias. A estas pessoas gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos.

Ao meu orientador, Luiz Carlos Pinto da Silva Filho, por aceitar o meu pedido de orientação, pela confiança depositada, por sua indicação do rumo da pesquisa e pela amizade criada.

Aos professores Dario Lauro Klein e João Luiz Campagnolo, pelo acolhimento e convívio na família LEME.

Aos professores Ivo José Padaratz, Denise Carpena Coitinho Dal Molin e Geraldo Cechela Isaia, pelas valiosas contribuições prestadas no exame de qualificação.

Aos funcionários Eurípides Martins Fontes e Flávio Luiz César de Lima, pelo auxílio na execução do programa experimental, e a Liliani Gaervesen, pela eficiência na secretaria, carinho e amizade.

Aos colegas Larissa Kirchhof, Uziel Quinino, Estela Garcez, Mônica Garcez, Luciane Caetano, Paulete Schwetz, Rogério Lima, Ângela Graef, Ariela Torres e tantos outros, pela convivência harmoniosa e espírito de equipe.

A todos que contribuíram para a coleta do banco de dados: Rogério Lima, Alexandra Passuelo, Paulo Jorge Manuel, Silvia Santos, Leila Cristina Meneghetti e Bernardo Fonseca Tutikian.

A todos os bolsistas de Iniciação Científica do LEME. Agradecimento especial aos bolsistas que trabalharam diretamente na pesquisa desta tese: Vanessa Fátima Pasa Dutra, Francisco Teston Tisbierek e Samuel Adams Fischer.

Ao meu pai Jacir e a minha mãe Marleide, por me apoiarem neste projeto.

E, finalmente, a minha esposa Luciani e ao meu filho Eduardo, muito obrigado por fazerem parte da minha vida. Obrigada também pela paciência e auxílio nos últimos meses.

# SUMÁRIO

<b>SUMÁRIO</b> .....	<b>i</b>
<b>Lista de Figuras</b> .....	<b>v</b>
<b>Lista de Tabelas</b> .....	<b>ix</b>
<b>Lista de Abreviaturas, Siglas e Símbolos</b> .....	<b>xi</b>
<b>Resumo</b> .....	<b>xiii</b>
<b>Abstract</b> .....	<b>xv</b>
<b>Capítulo 1 – INTRODUÇÃO</b> .....	<b>1</b>
<b>1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS</b> .....	<b>1</b>
<b>1.2 JUSTIFICATIVA</b> .....	<b>6</b>
<b>1.3 OBJETIVOS</b> .....	<b>9</b>
<b>1.4 LIMITAÇÕES</b> .....	<b>10</b>
<b>1.5 ESTRUTURA DA TESE</b> .....	<b>10</b>
<b>Capítulo 2 – ESTIMATIVA DA RESISTÊNCIA À COMPRESSÃO DO CONCRETO A PARTIR DE DADOS DE VELOCIDADE DE PROPAGAÇÃO DE PULSO ULTRA-SÔNICO</b> .....	<b>12</b>
<b>2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS</b> .....	<b>12</b>
<b>2.2 PRINCIPAIS TIPOS DE ENSAIOS NÃO DESTRUTIVOS APLICÁVEIS AO CONCRETO</b> .....	<b>15</b>
<b>2.3 UTILIZAÇÃO DE ENSAIOS DE PULSO ULTRA-SÔNICO EM CONCRETO</b> .....	<b>19</b>
<b>2.4 TÉCNICAS DE ULTRA-SOM PARA ESTIMAR A RESISTÊNCIA DO CONCRETO</b> .....	<b>26</b>
<b>2.5 FATORES QUE AFETAM A VPU E AS PROPRIEDADES MECÂNICAS DO CONCRETO</b> .....	<b>31</b>
2.5.1    Influência do tipo, quantidade e $d_{max}$ característica do agregado graúdo.....	32
2.5.2    Influência do tipo e quantidade de cimento.....	33
2.5.3    Influência da umidade do concreto .....	34
2.5.4    Influência da temperatura do concreto .....	35
2.5.5    Influência da presença de armadura .....	35
2.5.6    Influência da direção de ensaio .....	36
2.5.7    Condições da Superfície.....	36
2.5.8    Relação $a/c$ .....	37
2.5.9    Grau de Compactação .....	37
2.5.10   Condições de Cura e Idade do Concreto .....	37
2.5.11   Teor de Umidade do Concreto .....	38

<b>2.6 A QUESTÃO DA INTERPRETAÇÃO.....</b>	<b>39</b>
<b>Capítulo 3 – USANDO REDES NEURAIIS PARA ANÁLISE DE PROBLEMAS COMPLEXOS .....</b>	<b>41</b>
<b>3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....</b>	<b>41</b>
<b>3.2 A EVOLUÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL .....</b>	<b>43</b>
<b>3.3 INTRODUÇÃO AS REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS.....</b>	<b>45</b>
3.3.1 Considerações sobre o funcionamento do cérebro humano .....	45
3.3.2 Histórico de desenvolvimento das RNAs.....	48
3.3.3 Funcionamento das RNAs.....	51
<b>3.4 TREINAMENTO DAS RNAS .....</b>	<b>55</b>
3.4.1 Aprendizado supervisionado .....	57
3.4.2 Correção de erros .....	58
3.4.3 Aprendizado não supervisionado .....	59
3.4.4 Aprendizado Hebbiano.....	60
3.4.5 Aprendizado por competição .....	61
3.4.6 Aprendizado por reforço .....	61
<b>3.5 ARQUITETURAS DAS RNAS.....</b>	<b>62</b>
3.5.1 Perceptron de camada única.....	62
3.5.2 Perceptron de múltiplas camadas .....	63
3.5.3 Redes de função de base radial .....	67
3.5.4 Máquinas de Comitê .....	67
3.5.5 Mapas Auto-organizáveis (Redes de Kohonen).....	68
3.5.6 Redes de Hopfield.....	69
3.5.7 Memórias Associativas .....	70
3.5.8 Redes recorrentes .....	70
<b>3.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE A GERAÇÃO DE RNAs .....</b>	<b>71</b>
<b>3.7 ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO DE UMA RNA .....</b>	<b>73</b>
3.7.1 Coleta de dados .....	73
3.7.2 Treinamento das RNAs.....	74
3.7.3 Teste das RNAs.....	75
3.7.4 Validação das RNAs .....	76
3.7.5 Configuração das RNAs.....	76
<b>3.8 UTILIZAÇÃO DAS RNAs .....</b>	<b>76</b>
<b>Capítulo 4 – PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL .....</b>	<b>80</b>
<b>4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS.....</b>	<b>80</b>
<b>4.2 ESTRATÉGIA EXPERIMENTAL .....</b>	<b>82</b>
<b>4.3 PROGRAMA EXPERIMENTAL .....</b>	<b>85</b>
4.3.1 Descrição das Atividades da Etapa I.....	86
4.3.2 Descrição das Atividades da Etapa II.....	88
4.3.3 Descrição das Atividades da Etapa III .....	90
<b>4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>90</b>
<b>Capítulo 5 – ANÁLISE DOS RESULTADOS DO PROGRAMA EXPERIMENTAL DA ETAPA I.....</b>	<b>92</b>
<b>5.1 DADOS CONTROLADOS .....</b>	<b>92</b>

<b>5.2</b>	<b>PRODUÇÃO DO CONCRETO.....</b>	<b>94</b>
5.2.1	Materiais .....	94
5.2.2	Processo de Mistura .....	95
5.2.3	Moldagem dos Corpos-de-Prova.....	95
<b>5.3</b>	<b>DESCRIÇÃO DOS ENSAIOS .....</b>	<b>97</b>
5.3.1	Ensaio de VPU .....	97
5.3.2	Ensaio de Resistência à Compressão .....	99
<b>5.4</b>	<b>ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS RESULTADOS .....</b>	<b>99</b>
5.4.1	Análise da Influência do Tipo de Agregado.....	102
5.4.2	Análise da Influência do Tipo de Cura.....	104
5.4.3	Análise da Influência da Relação a/c .....	105
5.4.4	Análise da Influência da Idade do Concreto .....	107
5.4.5	Análise da Influência do Tipo de Cimento.....	108
<b>5.5</b>	<b>ANÁLISE DA RELAÇÃO DIRETA <math>f_c</math> versus VPU.....</b>	<b>110</b>
<b>5.6</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>111</b>

<b>Capítulo 6 – MONTAGEM E TREINAMENTO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE DADOS DE ENSAIOS DE ULTRASSOM – FASE PRELIMINAR.....</b>	<b>113</b>	
6.1	COLETA DOS DADOS.....	113
6.2	ESTRUTURAÇÃO DAS REDES .....	114
6.3	TREINAMENTO .....	116
6.4	ANÁLISE DOS RESULTADOS DO TREINAMENTO .....	117
6.5	TESTE DE EFICIÊNCIA DAS RNAs .....	121
6.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	124

<b>Capítulo 7 – APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS – FASE PRINCIPAL .....</b>	<b>125</b>	
7.1.	COLETA DE DADOS .....	125
7.2.	DEFINIÇÃO DA GEOMETRIA DAS RNAs .....	127
7.3.	TREINAMENTO DAS RNAs.....	129
<b>7.4.</b>	<b>ANÁLISE DOS RESULTADOS .....</b>	<b>134</b>
7.4.1.	Análise do Erro Médio das RNAs.....	134
7.4.2.	Análise da Adequação das Estimativas .....	137
7.4.2.1	Rede 7x2x4x4x1 (10 neurônios nas camadas ocultas).....	138
7.4.2.2	Rede 7x2x20x4x1 (26 neurônios nas camadas ocultas).....	143
7.4.2.3	Rede 7x4x20x4x1 (28 neurônios nas camadas ocultas).....	148
7.4.2.4	Rede 7x6x20x12x1 (38 neurônios nas camadas ocultas).....	152
7.4.2.5	Rede 7x2x20x20x1 (42 neurônios nas camadas ocultas).....	157
7.4.2.6	Rede 7x6x20x20x1 (48 neurônios nas camadas ocultas).....	161
7.4.2.7	Rede 7x8x20x20x1 (48 neurônios nas camadas ocultas).....	166
<b>7.5.</b>	<b>INVESTIGAÇÃO DOS TEMPOS DE SIMULAÇÃO.....</b>	<b>170</b>
<b>7.6.</b>	<b>INVESTIGAÇÃO DE PARÂMETROS DE ENTRADA .....</b>	<b>172</b>
<b>7.7.</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>175</b>

<b>Capítulo 8 – CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>176</b>
<b>8.1. CONSIDERAÇÕES GERAIS .....</b>	<b>177</b>
<b>8.2. CONSIDERAÇÕES SOBRE A MORFOLOGIA BÁSICA DAS RNAs .....</b>	<b>178</b>
<b>8.3. CONSIDERAÇÕES SOBRE OS ENSAIOS DE VPU .....</b>	<b>179</b>
<b>8.4. CONSIDERAÇÕES SOBRE A APLICABILIDADE DAS RNAs PARA ANÁLISE DE DADOS DE VPU .....</b>	<b>179</b>
<b>8.5. CONCLUSÕES.....</b>	<b>180</b>
<b>8.6. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS .....</b>	<b>182</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>183</b>
<b>ANEXO 1.....</b>	<b>197</b>
<b>ANEXO 2 .....</b>	<b>461</b>
<b>ANEXO 3 .....</b>	<b>724</b>
<b>ANEXO 4 .....</b>	<b>987</b>

## LISTA DE FIGURAS

### Capítulo 1 INTRODUÇÃO

Figura 1.1: Vista da cúpula de concreto do Panteão Romano .....	2
Figura 1. 2: Vista das Ruínas do Coliseu .....	2
Figura 1. 3: Primeira edificação em cimento armado em São Paulo.....	3

### Capítulo 2 COMENTÁRIOS SOBRE A VIABILIDADE DE ESTIMAÇÃO DA RESISTÊNCIA À COMPRESSÃO DO CONCRETO A PARTIR DE DADOS DE PROPAGAÇÃO DE PULSO ULTRA-SÔNICO

Figura 2.1: Ensaios não destrutivos utilizados no concreto .....	18
Figura 2.2: Princípio de Funcionamento do ensaio de VPU .....	21
Figura 2.3: Aspecto de execução do ensaio de VPU .....	23
Figura 2.4: Correlação entre a VPU x $f_c$ em concretos com diferentes tipos de agregados graúdos .....	34
Figura 2.5: Influência da temperatura de cura na correlação entre a VPU x $f_c$ .....	48

### Capítulo 3 USANDO REDES NEURAIS PARA ANÁLISE DE PROBLEMAS COMPLEXOS

Figura 3. 1: Modelo de um neurônio, (PACKTER, 2005) .....	46
Figura 3. 2: Modelo não-linear de um neurônio, (HAYKIN, 2001) .....	53
Figura 3. 3: Diagrama em blocos da aprendizagem supervisionada, HAYKIN (2001).....	58
Figura 3. 4: Diagrama - Representação de um MLP com duas camadas ocultas, HAYKIN (2001).....	63
Figura 3. 5: Exemplo de Superfície do Erro de uma Rede MLP.....	65
Figura 3.6: Etapas no ciclo de desenvolvimento de uma RNA, (adaptado de Freiman e Pamplona, 2005) .....	72

### Capítulo 4 PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL

Figura 4. 1: fluxograma do programa experimental .....	85
--	----

### Capítulo 5 ANÁLISE DOS RESULTADOS DOS ENSAIOS DE PULSO ULTRASSÔNICO

Figura 5.1: Corpos-de-prova moldados após a concretagem .....	96
Figura 5.2: Medição dos corpos-de-prova.....	96
Figura 5.3: Vista do equipamento e do gabarito para posicionamento dos transdutores ...	97
Figura 5.4: Aspecto da realização de um ensaio para determinação da VPU .....	98
Figura 5.5: Aplicação de acoplante sobre os transdutores .....	98

Figura 5.6: influência do tipo de agregado no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão .....	103
Figura 5.7: influência do tipo de agregado no Ensaio de VPU .....	103
Figura 5.8: influência do tipo de cura no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão .....	104
Figura 5.9: influência do tipo de cura no Ensaio de VPU .....	105
Figura 5.10: influência da relação a/c no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão .....	106
Figura 5.11: influência da relação a/c no Ensaio de VPU .....	106
Figura 5.12: influência da idade no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão .....	107
Figura 5.13: influência da idade no Ensaio de VPU .....	107
Figura 5.14: influência do tipo de cimento no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão .....	108
Figura 5.15: influência do tipo de cimento no Ensaio de VPU .....	109
Figura 5.16: relação entre a Resistência Mecânica à Compressão do Concreto e a VPU para os concretos ensaiados.....	110
Figura 5.17: relação entre a Resistência Mecânica à Compressão do Concreto e a VPU para os concretos ensaiados levando-se em conta a idade.....	111

## Capítulo 6

### MONTAGEM E TREINAMENTO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE DADOS DE ENSAIOS DE ULTRASSOM - FASE PRELIMINAR

Figura 6.1: Rede Neural utilizada na fase preliminar.....	115
Figura 6.2: Progressão do treinamento da rede 2x2x8x1 .....	118
Figura 6.3: treinamento da RNA para 10000 épocas – 2x2x10x1.....	119
Figura 6.4: treinamento da RNA para 10000 épocas – 2x4x16x1.....	119
Figura 6.5: treinamento da RNA para 10000 épocas – 2x8x48x1.....	120
Figura 6.6: treinamento da RNA para 6986 épocas – 2x8x48x1.....	121
Figura 6.7: resultados da modelagem da RNA – 3x8x48x1.....	122
Figura 6.8: resultados da modelagem da RNA – 3x2x8x1.....	123
Figura 6.9: resultados da modelagem da RNA – 3x4x16x1.....	123

## Capítulo 7

### APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS - FASE PRINCIPAL

Figura 7.1: Morfologia básica das RNAs testadas .....	128
Figura 7.2: evolução do treinamento da RNA para 1250 épocas – Rede 7x2x8x16x1.....	131
Figura 7.3: evolução do treinamento da RNA para 500 épocas – Rede 7x2x16x8x1.....	131
Figura 7.4: evolução do treinamento da RNA para 1500 épocas – Rede 7x4x8x16x1 .....	132
Figura 7.5: evolução do treinamento da RNA para 500 épocas – Rede 7x6x12x20x1.....	132
Figura 7.6: evolução do treinamento da RNA para 10000 épocas – Rede 7x8x16x20x1...	133
Figura 7.7: evolução do treinamento da RNA para 10000 épocas – Rede 7x8x20x20x1...	133
Figura 7.8: Erro médio da estimativa – Redes com 2 neurônios na 1ª camada oculta .....	135
Figura 7.9: Erro médio da estimativa – Redes com 4 neurônios na 1ª camada oculta .....	135
Figura 7.10: Erro médio da estimativa – Redes com 6 neurônios na 1ª camada oculta .....	136

Figura 7.11: Erro médio da estimativa – Redes com 8 neurônios na 1ª camada oculta ....	136
Figura 7.12: Intervalos de erro médio (em MPa) das várias simulações efetuadas .....	137
Figura 7.2: Relação VPU x Fc – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento .....	138
Figura 7.3: Relação VPU x Fc – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste .....	138
Figura 7.4: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento .....	139
Figura 7.5: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste.....	140
Figura 7.6: Relação VPU x Fc x Idade x relação a/c – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento.....	141
Figura 7.7: Relação VPU x Fc x Idade x relação a/c – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste .....	141
Figura 7.8: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento.....	142
Figura 7.9: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste.....	142
Figura 7.10: Relação VPU x Fc – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento .....	144
Figura 7.11: Relação VPU x Fc – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste .....	144
Figura 7.12: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento ...	145
Figura 7.13: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste .....	145
Figura 7.14: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento.....	146
Figura 7.15: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste.....	146
Figura 7.16: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento.....	147
Figura 7.17: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste....	147
Figura 7.29: Relação VPU x Fc – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento .....	148
Figura 7.30: Relação VPU x Fc – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste .....	149
Figura 7.31: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento ...	149
Figura 7.32: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste .....	150
Figura 7.33: Relação VPU x Fc x Idade x relação a/c – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento.....	150
Figura 7.34: Relação VPU x Fc x Idade x relação a/c – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste .....	151
Figura 7.35: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento.....	151
Figura 7.36: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste....	152
Figura 7.37: Relação VPU x Fc – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento .....	153
Figura 7.38: Relação VPU x Fc – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste .....	153
Figura 7.39: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento .	154
Figura 7.40: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste .....	154
Figura 7.41: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento.....	155
Figura 7.42: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste....	155
Figura 7.43: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento.....	156
Figura 7.44: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste..	156
Figura 7.45: Relação VPU x Fc – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento .....	157
Figura 7.46: Relação VPU x Fc – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste .....	158
Figura 7.47: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento .	158
Figura 7.48: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste .....	159
Figura 7.49: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento.....	159

Figura 7.50: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste....	160
Figura 7.51: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento.....	160
Figura 7.52: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste..	161
Figura 7.53: Relação VPU x Fc – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento .....	162
Figura 7.54: Relação VPU x Fc – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste .....	162
Figura 7.55: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento .	163
Figura 7.56: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste .....	163
Figura 7.57: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento.....	164
Figura 7.58: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste....	164
Figura 7.59: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento.....	165
Figura 7.60: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste..	165
Figura 7.61: Relação VPU x Fc – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento .....	166
Figura 7.62: Relação VPU x Fc – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste .....	167
Figura 7.63: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento .	167
Figura 7.64: Relação VPU x Fc x Idade – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste .....	168
Figura 7.65: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento.....	168
Figura 7.66: Relação VPU x Fc x Relação a/c – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste....	169
Figura 7.67: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento.....	169
Figura 7.68: Relação VPU x Fc x Temperatura – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste..	170
Figura 7.69: Erros médios obtidos considerando diferentes parâmetros de entrada .....	173

## LISTA DE TABELAS

### Capítulo 2 ESTIMATIVA DA RESISTÊNCIA DO CONCRETO POR MEIO DE TÉCNICAS DE PULSO ULTRA-SÔNICO

Tabela 2.1: principais métodos de ensaio.....	17
Tabela 2.2: classificação da qualidade do concreto em função do VPU.....	25
Tabela 2.3: intervalos dos valores de VPU para alguns tipos de rochas .....	33

### Capítulo 3 USANDO REDES NEURAIS PARA ANÁLISE DE PROBLEMAS COMPLEXOS

Tabela 3.1: algumas características do cérebro humano, Navarro (1998).....	48
--	----

### Capítulo 4 PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL

Tabela 4.1: caracterização dos cimentos utilizados.....	87
Tabela 4.2: valores mínimos e máximos das variáveis em estudo.....	88

### Capítulo 5 ANÁLISE DOS RESULTADOS DOS ENSAIOS DE PULSO ULTRASSÔNICO

Tabela 5.1: natureza e níveis dos parâmetros controlados .....	93
Tabela 5.2: combinações de variáveis a utilizar segundo planejamento experimental .....	93
Tabela 5.3: traços unitários utilizados .....	94
Tabela 5.4: resistência esperada à compressão de amostras de diferentes tipos de rochas	94
Tabela 5.5: ANOVA para resistência à compressão .....	101
Tabela 5.6: ANOVA para VPU .....	102

### Capítulo 6 MONTAGEM E TREINAMENTO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE DADOS DE ENSAIOS DE ULTRASSOM - FASE PRELIMINAR

Tabela 6.1: parâmetros controlados - RNA preliminar .....	114
Tabela 6.2: exemplos de redes neurais e seus usos .....	114
Tabela 6.3: performance das diferentes configurações das redes .....	116
Tabela 6.4: performance alcançada para as diferentes configurações das redes.....	117

Capítulo 7  
APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS – FASE PRINCIPAL

Tabela 7.1: Intervalo das Variáveis do Banco de Dados.....	127
Tabela 7.2: Resumo das configurações das redes utilizadas. ....	129
Tabela 7.3: Tempo da simulação.....	171
Tabela 7.4: Erros médios da simulação – fase de treinamento .....	174

## LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E SÍMBOLOS

### *Siglas*

ACI	American Concrete Institute
ANOVA	Análise da Variância
EBP	Error Back Propagation
END	Ensaio Não Destrutivo
IA	Inteligência Artificial
LEME	Laboratório de Ensaio e Modelos Estruturais
LMCC	Laboratório de Materiais e Construção Civil
MLP	Perceptron de múltiplas camadas
NDT	Non Destructive Testing
NORIE	Núcleo Orientado para a Inovação na Edificação
RBF	Radial-basis Function
RN	Rede Neural
RNAs	Redes Neurais Artificiais
UFSC	Universidade Federal de Santa Catarina
UFMS	Universidade Federal de Santa Maria
UFRGS	Universidade Federal do Rio Grande do Sul
UNIVALI	Universidade do Vale do Itajaí
VPU	Velocidade de Propagação do Pulso Ultra-sônico

### *Letras minúsculas*

a/c	relação água/cimento
ad	adições pozolônicas no cimento
ar	alta reatividade do cimento
$d_k(n)$	resposta desejada
$e_k(n)$	sinal de erro
$f$	função sinal
fc	resistência à compressão do concreto
i	idade
$v_j$	nível interno de atividade
$n$	tempo
$p$	probabilidade
$x_i$	estado do $i$ -ésimo neurônio
$w_{ij}$	eficiência da conexão
$y_k(n)$	sinal de saída
t	tempo de propagação da onda
u	modo de cura

### *Letras maiúsculas*

C	Tipo de cimento
°C	Graus centígrados
Ed	Módulo de Elasticidade Dinâmico (kN/mm <sup>2</sup> )
F <sub>calculado</sub>	Valor calculado

GDL	Graus de Liberdade
L	Distância entre dois pontos
MQ	Média dos Quadrados
T	Temperatura de exposição
V	Velocidade da Onda (km/s)
ZT	Zona de transição

*Letras gregas*

$\alpha$	taxa de <i>momentum</i>
$\beta_j$	Variâncias
$\rho$	massa específica, em kg/m <sup>3</sup>
$\nu$	coeficiente de Poisson dinâmico
$\theta_i$	limiar de operação
$\eta$	taxa de aprendizado
$\mu_j$	Médias

## RESUMO

LORENZI, A. **Desenvolvimento de Redes Neurais Artificiais para Avaliação de Estruturas de Concreto através de Ensaio não Destrutivos**. 2009. Tese (Doutorado em Engenharia Civil). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, UFRGS, Porto Alegre, RS.

Os ensaios não destrutivos servem como uma importante ferramenta para a análise de estruturas de concreto armado. A utilização de ensaios de velocidade de propagação do pulso ultra-sônico (VPU) permite realizar um acompanhamento das características do material ao longo de sua vida útil. Através da análise dos dados obtidos, pode-se averiguar a uniformidade do concreto, controlar a sua qualidade, acompanhar sua deterioração e, através de comparação com corpos de prova de referência e, até mesmo, estimar a resistência do mesmo. No entanto, as técnicas atuais para análise dos resultados coletados são, em grande parte, baseadas na sensibilidade dos profissionais que as aplicam. Para facilitar o controle e inspeção de estruturas de concreto armado é fundamental desenvolver estratégias para tornar esta análise mais simples e precisa. Este trabalho se baseia na hipótese de que a aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs) pode gerar modelos de relacionamento úteis e acurados entre as características do concreto, sua compacidade e sua resistência à compressão. O intuito é determinar se com o uso de RNAs é possível estabelecer relações não-lineares que permitam estimar a resistência do concreto a partir do conhecimento de algumas propriedades básicas e da verificação da sua compacidade por meio de ensaios de VPU. Os resultados indicam que as RNAs podem ser usadas para gerar métodos numéricos robustos e flexíveis para estimativa da resistência à compressão a partir de dados de VPU. O estudo evidencia uma considerável melhora nos resultados de estimação da resistência quando se empregam modelos neurais, em comparação a modelos estatísticos tradicionais. Para os dados coletados, provenientes de diversas pesquisas, os modelos tradicionais geram estimativas com coeficientes de determinação que não ultrapassam um valor de  $R^2$  de 0,40. Já as redes neurais conseguem ajustes com  $R^2$  da ordem de 0,90. Além de contribuir para uma melhor análise de situações em que haja dúvidas sobre a resistência ou homogeneidade de elementos de concreto, o trabalho demonstra que modelos neurais são uma forma eficiente de ordenar e transferir conhecimento não estruturado. Constatou-se, ainda, que, dada sua capacidade de aprendizagem e de generalização do conhecimento adquirido, as RNAs se constituem em um meio rápido e preciso para modelagem de fenômenos complexos.

Palavras-chave: redes neurais artificiais, ensaios não destrutivos, estimativa da resistência do concreto.

## ABSTRACT

LORENZI, A. **Desenvolvimento de Redes Neurais Artificiais para avaliação de estruturas de concreto através de ensaios não destrutivos**. 2009. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, UFRGS, Porto Alegre, RS.

Nondestructive Testing (NDT) techniques are useful tools for analyzing reinforced concrete (RC) structures. The use of Ultrasonic Pulse Velocity (UPV) measurements enables the monitoring of changes in some critical characteristics of concrete over the service life of a structure. The interpretation of the data collected allows an assessment of concrete uniformity, and can be used to perform quality control, to monitor deterioration and even, by means of comparison against reference samples, to estimate compressive strength. Nonetheless, the current techniques for UPV data analysis are, on a large degree, based on the sensitivity of the professionals who apply these tests. For accurate diagnosis it is necessary to consider the various factors and conditions that can affect the results. To proper control and inspect RC facilities it is essential to develop appropriate strategies to make the task of data interpretation easier and more accurate. This work is based on the notion that using Artificial Neural Networks (ANNs) is a feasible way to generate workable estimation models correlating concrete characteristics, compacity and compressive strength. The goal is to determine if it is possible to establish models based on non-linear relationships that are capable of estimating with good accuracy the concrete strength based on previous knowledge of some basic material characteristics and UPV measurements. The study shows that this goal is achievable and indicates that neural models perform better than traditional statistical models. For the data collected in this work, provided by various researchers, traditional regression models cannot exceed  $R^2 = 0.40$ , while the use of ANNs allows the creation of models that can reach a determination coefficient  $R^2 = 0.90$ . The results make clear that, besides contributing to better the analysis of situations where there is doubts regarding concrete strength or uniformity, neural models are an efficient way to order and transfer unstructured knowledge. It was shown that, given the learning capacity and its ability to generalize acquired information into mathematical patterns, ANNs are a quick and adequate way to model complex phenomena.

Keywords: artificial neural networks, nondestructive testing, concrete compressive strength estimate.

## Capítulo 1 - INTRODUÇÃO

### 1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A utilização de materiais de construção se confunde com a própria história da civilização, porque foi necessário ao homem servir-se deles para sobreviver e satisfazer suas necessidades de abrigo e conforto (ISAIA, 2005). Segundo Vieira Filho (2007) o concreto pode ser entendido como uma pedra artificial, resultante da junção entre um ligante e materiais pétreos, e destaca que sua utilização como material de construção é muito antiga. De fato, alguns pesquisadores relatam que as civilizações Egípcia e Grega<sup>1</sup> já utilizavam alguns tipos de concretos primitivos, à base de geopolímeros, na construção de grandes obras, como as pirâmides.

De acordo com Alves (2005), o concreto teve papel extremamente importante na evolução dos povos, pois foi o material substituto das rochas naturais que impunham exaustivos trabalhos de preparo, transporte e aplicação. Através da descoberta do concreto se tornou possível substituir as construções com pedras e, com o advento dos aços, foi possível vencer grandes vãos, fato que até então somente era possível com troncos de madeiras ou com arcos e abóbadas de blocos de pedra.

Segundo Isaia (2005), as construções gregas utilizavam arquiteturas de linhas nobres e proporções harmoniosas baseadas essencialmente num sistema estrutural constituído de cargas simplesmente apoiadas em colunas e vigas realizadas com pedras de cantaria, cortadas e conformadas de modo refinado e preciso. O Partenon, construído no século 5 a.C., é um exemplo clássico desta arquitetura e modelo de construção.

Diferentemente dos gregos, os romanos se destacaram na criação de espaços amplos com abóbadas e cúpulas de grande amplitude e altura. A boa resistência à compressão do

---

<sup>1</sup> Os egípcios utilizavam o barro misturado com palha para fabricação de tijolos e de argamassas de gipsita e de cal na construção das pirâmides. Já os gregos utilizavam argamassas de cal mais resistentes para a construção de muros e paredes compostas por tijolos de barro assentados diretamente uns sobre os outros ou com argila.

concreto aliada ao conhecimento intuitivo de resistência dos materiais levou os romanos a construir obras arrojadas (ISAIA, 2005). Um dos principais marcos históricos da aplicação do concreto primitivo pelos romanos é o Panteão, construído em 27 a.C., que foi posteriormente destruído por um incêndio e reconstruído durante os anos 117-125 d.C., quando foi construída a cúpula de concreto (PRUDÊNCIO, 2005).

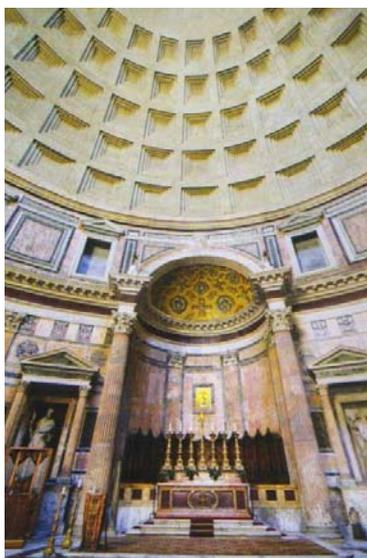


Figura 1.1: Vista da cúpula de concreto do Panteão Romano (Pedroso, 2009).

Neste período tem-se também a construção do Coliseu, inaugurado em 80 d.C (Figura 1.2), com capacidade para mais de 70.000 pessoas, (ALVES, 2005). Segundo Isaia (2005), a construção do Coliseu é uma evidência da excelência e competência que os arquitetos e engenheiros romanos demonstraram em superar e resolver problemas, executando obras de grande magnitude, numa época em que a força dos escravos era quase a única energia motriz.



Figura 1.2: Vista das ruínas do Coliseu (arquivo pessoal).

Após a queda do Império Romano a tecnologia do concreto praticamente desapareceu, até o desenvolvimento e patenteamento do moderno tipo de cimento, por John Aspdin em 1824. Como relata Pedroso (2009), Aspdin estabeleceu uma fábrica em Leeds, em 1825, e denominou seu produto, gerado a partir da queima, sob altas temperaturas, de calcário e argila finamente moídos e misturados, de *Cimento Portland*, em menção às rochas da ilha britânica de Portland, material de construção muito utilizado na época.

A invenção do concreto armado se deu cerca de 30 anos mais tarde, com base na patente de uma canoa de ferrocimento proposta por Lambot, em 1855. A partir da idéia de Lambot, Joseph Monier patenteou um método para construir vasos de cimento armado, em 1877, sem nenhum embasamento teórico ou experimental.

Em 1886, Gustav Wayss adquiriu de Monier a patente para produzir construções na Alemanha e, junto com Matthias Koenen, publicou os primeiros fundamentos teóricos do concreto armado. A superação de várias limitações que o concreto apresentava no tempo dos romanos facilitou a aceitação do mesmo como um material estrutural (ISAIA, 2005).

No Brasil, as primeiras obras de concreto foram realizadas a partir de 1904. Em 1909 foi edificado o primeiro prédio em concreto armado de São Paulo, mostrado na Figura 1.3.



Figura 1.3: Primeira edificação em concreto armado em São Paulo.

(fonte: VASCONCELOS e ISAIA, 2005).

De acordo com Vasconcelos e Isaia (2005), o maior nome do concreto armado na primeira metade do século XX foi Emilio Baumgart, considerado o pai do concreto armado no Brasil.

A partir de exemplos de obras como as de Emílio Baumgart, muitos outros construtores iniciaram a construir obras em concreto, o que terminou, ao longo dos anos, por colocar o Brasil na vanguarda mundial das construções em concreto.

Algumas realizações brasileiras se tornaram referência na época em que foram executadas, como por exemplo, a Marquise da Tribuna dos Sócios do *Jockey Clube* do Rio de Janeiro, o Prédio *Martinelli* em São Paulo, a Ponte *Emilio Baumgart* em Santa Catarina, o Elevador *Lacerda* na Bahia e o Edifício *A Noite* no Rio de Janeiro (VASCONCELOS e ISAIA, 2005). Das vastas obras em concreto armado brasileiras cabe destacar a Estátua do Cristo Redentor que foi considerada, no ano de 2007, uma das Sete Maravilhas Modernas.

Ao longo do tempo o concreto se mostrou um material competitivo e surpreendentemente adaptável. O mesmo pode ser moldado no local e, como destaca a SRIA (2006), tem um grande espectro de utilizações: pode ser revestido, pintado, ter os seus agregados expostos ou utilizar agregados coloridos. Por estas e outras vantagens, o concreto conquistou rapidamente um grande mercado. Um dos argumentos iniciais de venda era baseado na alta durabilidade do material, o que atendia a vontade dos clientes da construção civil, de criar estruturas que tivessem vida longa, reduzindo gastos com reparos e manutenções.

Passuelo (2004) salienta que muitas obras antigas de fato se mantiveram intactas ao longo dos séculos, atestando a boa durabilidade deste material, sob certas condições de exposição ambiental.

Neste sentido, cabe destacar o relato de Kouli e Ftikos (1998, *apud* Isaia, 2005), a respeito de um tanque de “concreto” construído na ilha de Rhodes, na Grécia. Um estudo de laboratório revelou a surpreendente qualidade deste concreto primitivo, demonstrando que os gregos, há três milênios, já possuíam um excelente conhecimento empírico sobre a tecnologia de fabricação deste tipo de material. Segundo os autores, a dosagem dos materiais utilizados (seixo, agregado calcário médio e fino, terra vulcânica e cal como aglomerantes) foi realizada em proporções tais que a curva granulométrica resultante quase se superpõe à curva proposta por Fuller, usada modernamente para ajustar traços com baixa compacidade.

Porém, apesar de o concreto demonstrar excelente durabilidade em certas condições, em muitos ambientes as estruturas construídas com o mesmo tendem a se degradar, às vezes rapidamente.

Devido à natureza variada de utilização, algumas estruturas de concreto ficam sujeitas a vários agentes agressivos, que podem causar mudanças progressivas no decorrer do tempo. O concreto, submetido a estas ações, pode sofrer uma perda progressiva de desempenho, tanto no aspecto estético, quanto funcional e estrutural (ANDRADE, 2005).

Atualmente, há uma preocupação crescente com a avaliação do estado da deterioração e das condições de segurança das estruturas de concreto, em virtude do fato que muitas já se aproximam de sua vida útil de projeto. Isto justifica o interesse no desenvolvimento e implementação de técnicas fidedignas para monitorar estas estruturas.

Segundo Avila Jacintho e Giongo (2005), os materiais de uso comum necessitam ter resistência, durabilidade e, na medida do possível, serem econômicos. Além disto, a rapidez de construção das construções modernas está cada vez maior e as exigências de qualidade estão se firmando com força entre os clientes. Torna-se, portanto, cada vez mais importante desenvolver alternativas que permitam, de forma rápida e eficaz, avaliar a qualidade de estruturas de concreto.

Segundo Mehta e Monteiro (1994), a propriedade de controle que tem sido mais empregada para analisar a qualidade do concreto é a resistência à compressão, devido à facilidade de execução do ensaio de determinação da mesma. Para Ávila Jacintho e Giongo (2005), a resistência do concreto é definida como a capacidade do material de suportar ações aplicadas sem entrar em colapso. Quando um concreto não é suficientemente resistente poderá resultar em danos que podem ser caros de corrigir, numa vida de serviço encurtada ou, em casos extremos, no desmoronamento da estrutura edificada.

Embora o controle do concreto baseado somente na resistência tenha uma eficácia limitada, o mesmo ainda é o mais empregado nos dias atuais. A objeção principal associada a este tipo de controle é que o concreto é um material muito variável. De fato, muitos são os parâmetros que influenciam na resistência. Variações no proporcionamento dos insumos utilizados, ou no método de mistura empregado, podem ter efeito significativo sobre a resistência final do material. Mais ainda, a resistência varia com o tempo, em função da progressão das reações químicas no interior do material, durante a sua vida útil.

O acompanhamento da evolução da resistência ao longo do tempo, com determinação de estimativas confiáveis dos valores efetivamente alcançados na estrutura real é, portanto, uma demanda fundamental para que se possa verificar a adequação de uma obra.

A grande questão consiste em obter uma forma adequada de estimar a resistência de uma estrutura de concreto existente. Como salienta Isaia (2002): *“Toda predição que se pretenda realizar para a vida útil de uma estrutura de concreto deve partir da modelagem matemática dos fenômenos e propriedades envolvidas, da maneira mais precisa possível, para que se possa chegar a um resultado confiável”*. Isto nos leva a refletir sobre a maneira pela qual será possível procedermos a um controle efetivo da resistência nas estruturas de concreto.

Para esta finalidade, normalmente são utilizados corpos-de-prova moldados durante o processo de concretagem das estruturas. Entretanto, as condições de exposição e cura destes geralmente são bastante diferentes daquelas existentes na peça real, o que afeta diretamente a resistência.

Diante deste problema, estimativas de resistência do concreto através da utilização de métodos de ensaios não destrutivos (END), aplicados na estrutura real, passam a se constituir em uma possibilidade interessante de controle. Dentre os ensaios não destrutivos disponíveis, o ensaio de velocidade de propagação do pulso ultra-sônico (VPU) reúne várias vantagens, dentre as quais se destacam a capacidade de realizar um exame no material, baixo custo, simplicidade e rapidez de execução.

O desafio consiste em estabelecer relações confiáveis entre a resistência à compressão e os resultados dos ensaios de VPU. Os métodos estatísticos de modelagem tradicional não conseguem abarcar a complexidade desta relação, que é influenciada por inúmeros fatores. Acredita-se que o uso de ferramentas de inteligência artificial tipo Redes Neurais Artificiais (RNAs), que são mais adequadas para lidar com problemas pouco estruturados, pode trazer benefícios e permitir que uma modelagem mais consistente seja efetuada. Este foi o ponto de partida para a concepção do presente trabalho.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

O concreto é um material primordial para a construção civil, devido às suas características de moldagem e resistência. Seu uso já está consagrado nos países desenvolvidos e na maior parte dos países em desenvolvimento, inclusive no Brasil. A preocupação atual consiste em adaptar as técnicas de projeto e execução do mesmo de forma a que se possa atender a requisitos de desempenho cada vez mais altos e garantir uma vida útil satisfatória, devendo

as estruturas de concreto serem projetadas e construídas de modo a conservar a segurança, estabilidade e aptidão em serviço durante o período correspondente à sua vida útil, (NBR 6118:2002).

De acordo com o CEB-FIP Model Code 1990 (1993) uma estrutura de concreto deve ser projetada, construída e operada de tal forma que, sob as condições ambientais consideradas no momento do projeto, ela mantenha sua segurança, funcionalidade e aparência, durante um período de tempo, implícito ou explícito, sem a necessidade de elevados custos de manutenção e reparo.

Os ensaios de END foram desenvolvidos de maneira a auxiliar na obtenção de informações acerca das propriedades efetivas dos materiais usados numa estrutura real. As estimativas de resistência através da utilização de técnicas de END se constituem numa possibilidade de controle muito interessante.

Uma característica importante dos END é a de que eles permitem a execução de ensaios repetidos no mesmo local, ou em locais muito próximos, de modo que podem ser acompanhadas variações com o decorrer do tempo (NEVILLE, 1997). Através da utilização sistemática destes ensaios é possível monitorar o estado do concreto durante toda a sua vida, gerando informações muito mais ricas do que as obtidas em ensaios realizados apenas no momento da execução das mesmas.

Dentre os ensaios de END que podem ser aplicados ao concreto, o VPU é um ensaio que desponta como tendo grande potencial de uso. O mesmo permite caracterizar o material, avaliar sua integridade e medir outras propriedades físicas importantes. Várias pesquisas vêm demonstrando que o uso da VPU pode colaborar significativamente para detectar a microfissuração e alterações no concreto, antes que sinais visíveis possam ser detectados.

Para que se possa tirar proveito deste tipo de ensaio, entretanto, é necessário entender quais são os parâmetros técnicos que o afetam e desenvolver estratégias para que possa fazer uma utilização efetiva e segura de seus resultados. A principal dificuldade associada ao seu uso consiste na interpretação dos dados, que exige prática.

A interpretação de resultados de ensaios de END realizados no concreto é uma atividade complexa e especializada, dada a quantidade de dados e a variabilidade de fatores que afetam os ensaios. Para uma adequada interpretação dos dados obtidos, torna-se necessário considerar quais serão as diversas influências que podem afetar os resultados de cada

ensaio. Esta avaliação, porém, não é simples e requer conhecimento especializado no assunto. Esta constatação despertou o interesse de utilizar ferramentas de Inteligência Artificial (IA) para auxiliar na padronização e análise dos dados de VPU.

Existem duas linhas principais de pesquisa para a construção de sistemas artificiais inteligentes: a linha conexionista e a linha simbólica. A linha conexionista visa à modelagem da inteligência humana através da simulação dos componentes do cérebro, isto é, de seus neurônios e de suas interligações, através da utilização das RNAs. Já a linha simbólica segue a tradição lógica (BITTENCOURT, 2001).

A linha conexionista se baseia na idéia de que o comportamento inteligente só pode ser obtido através de um maciço processamento paralelo, de maneira semelhante às conexões neurais do Sistema Nervoso Central de seres humanos. Esta linha de pesquisa acredita que é possível construir RNAs para modelar o funcionamento cerebral.

Os sistemas conexionistas têm sido cada vez mais utilizados para um número crescente de tarefas que incluem, por exemplo, classificação de padrões, controles inteligentes, processamento de imagens e de sinais.

Desta forma, decidiu-se seguir a linha conexionista, utilizando Redes Neurais Artificiais (RNA), pois se acredita que estas possam ser ferramentas extremamente úteis para criação de modelos não lineares complexos e com grandes níveis de incerteza. Em função de suas características de funcionamento, as RNAs independem de uma modelagem matemática que relacione os dados de entrada com a sua saída, elas são aplicadas em casos em que apresentem grande não-linearidade. A presença de grande não-linearidade será um fator fundamental na dificuldade de obtenção de modelos. Além disto, são capazes de disponibilizar o conhecimento adquirido para futuras análises, permitindo que sua base de dados esteja em contínua atualização gerando, desta forma, novos modelos.

A linha conexionista foi escolhida também por possuir certas características exclusivas de sistemas biológicos. Sistemas baseados na aplicação de RNAs têm a capacidade de receber ao mesmo tempo várias entradas e distribuí-las de maneira organizada, compartilhando as informações armazenadas entre todas as suas unidades de processamento.

Este trabalho, portanto, explora a hipótese de que, utilizando ferramentas do tipo RNA, é possível realizar uma análise não-linear da relação existente entre a resistência do concreto e a VPU, levando em consideração parâmetros como o tipo de cimento, a temperatura de

cura, a relação água/cimento ( $a/c$ ) e a idade do concreto. Através da aplicação de RNAs se espera gerar modelos de relacionamento não-lineares que permitam estimar a resistência do concreto a partir do conhecimento destas informações básicas e dos resultados de ensaios de VPU.

Segundo Boukerche e Notare (2002), as RNAs se justificam como uma boa escolha para construção de métodos de análise de fenômenos complexos - como a estimativa da resistência a partir das leituras de VPU – porque: possuem uma capacidade intrínseca de aprendizado a partir de um conjunto de dados de entrada, propiciando a possibilidade de generalização na análise posterior; são não-paramétricas, tornando as decisões mais precisas; e são capazes de criar limites de decisão altamente não-lineares no espaço de características.

### 1.3 OBJETIVOS

Tendo por base o exposto nos itens anteriores, foi estabelecido como objetivo principal deste trabalho:

- Verificar a viabilidade de desenvolver modelos capazes de estimar a resistência à compressão do concreto através da combinação de resultados de ensaios de VPU e técnicas de RNAs.

Como objetivos específicos se estabelece:

- Gerar um amplo banco de dados de resultados de ensaios de VPU e resistência à compressão de corpos-de-prova cilíndricos de concreto, para treinamento de redes;
- Realizar um estudo experimental auxiliar que enriquecesse o banco de dados coletado da literatura e gerasse dados adicionais sobre como variações nas características do concreto afetam as leituras de VPU;
- Desenvolver estratégias para criação e análise do desempenho de RNAs;
- Avaliar a eficiência das RNAs, em comparação com técnicas de modelagem tradicionais, na estimativa da resistência à compressão do concreto a partir de dados de VPU.

## 1.4 LIMITAÇÕES

Algumas limitações se fizeram necessárias para viabilizar a realização da presente pesquisa no tempo disponível. Dentre elas se destacam:

- No treinamento e validação das redes foram utilizados resultados de VPU obtidos de ensaios realizados em corpos-de-prova moldados de concreto, não provenientes de estruturas reais;
- Foram estabelecidos certos limites para a exploração da morfologia mais adequada de rede para o fim pretendido. Só se trabalhou com redes que possuem 3 camadas ocultas;
- Não foram considerados todos os fatores que podem influenciar a relação resistência à compressão x resultados de VPU, somente alguns dos considerados mais importantes (relação água/cimento, modo de cura, idade do ensaio, temperatura de exposição do concreto e tipo de cimento) e que tivessem sido relatados em artigos disponíveis na literatura.

## 1.5 ESTRUTURA DA TESE

A tese foi estruturada em 8 capítulos. No primeiro capítulo é apresentado o tema de pesquisa e as justificativas que levaram à sua escolha. Também se discutem os objetivos e limitações da pesquisa.

O segundo capítulo apresenta uma breve revisão da análise de concreto através de ensaios de velocidade de propagação do pulso ultra-sônico.

No capítulo 3 apresentam-se aspectos gerais sobre as RNAs e faz-se uma analogia com o processo de pensamento do ser humano. Neste sentido, discute-se aspectos como os vários tipos de aprendizado existentes, as funções de ativação e as arquiteturas de RNAs mais adotadas.

No capítulo 4 apresenta-se a estratégia experimental adotada nesta pesquisa, sendo explicadas as várias fases do estudo e os objetivos de cada uma delas.

O capítulo 5 contém a apresentação e análise dos resultados de VPU obtidos experimentalmente pelo autor, através de ensaios realizados em um conjunto de corpos-de-

prova com características variadas, moldados com o fim de verificar a influência de diferentes parâmetros nas leituras de VPU; e de enriquecer o banco de dados disponível para a realização da presente pesquisa.

O capítulo 6 destina-se à descrição dos procedimentos para montagem, treinamento e teste de RNAs com diferentes tipologias, visando estabelecer o formato de rede mais adequado para interpretar os dados obtidos com ensaios de VPU. Para este estudo preliminar se usou uma base de dados reduzida, proveniente da dissertação do autor, enquanto se procedia à montagem de uma base de dados mais ampla.

O capítulo 7 contém uma análise dos resultados das redes treinadas com o banco de dados ampliado montado para esta pesquisa com base em dados provenientes de estudos anteriores realizados em várias instituições, por equipes diferentes: na própria Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), na Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), na Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) e na Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI).

O capítulo 8 contém as conclusões decorrentes do estudo, assim como recomendações e sugestões para trabalhos futuros.

## **Capítulo 2 – ESTIMATIVA DA RESISTÊNCIA À COMPRESSÃO DO CONCRETO A PARTIR DE DADOS DE VELOCIDADE DE PROPAGAÇÃO DE PULSO ULTRA-SÔNICO**

Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica sumária que enfoca a aplicação de métodos de análise ultra-sônica para avaliação da homogeneidade e determinação das propriedades mecânicas do concreto.

### **2.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS**

De acordo com Carino (1997), o concreto é um material de construção bastante complexo, pois pode ser produzido a partir de muitas combinações de materiais e suas propriedades finais dependem do tratamento dado durante sua mistura e lançamento. O proporcionamento adequado e a efetividade do processo de cura são críticos para que um concreto possa alcançar o seu desempenho potencial.

Ao mesmo tempo, pode-se afirmar que o concreto é um material essencial para a sociedade humana. A importância do mesmo fica evidente em face da sua maciça utilização nas sociedades modernas. Mehta e Monteiro (1994) ressaltam que o concreto atualmente é o material mais empregado no mundo, depois da água. Andrade (2005) destaca que isto é, em grande parte, decorrente da excelente durabilidade do concreto armado. Infelizmente, apesar de o concreto ser muito durável em certas circunstâncias, muitas estruturas fabricadas com o mesmo estão sujeitas a ambientes ou condições deletérias, que rapidamente degradam seu desempenho ou afetam sua integridade.

Como explica Figueiredo (2005), fatores como a ocorrência de falhas de projeto; o uso de dosagens incorretas; o emprego de processos inadequados de mistura, transporte, lançamento, adensamento, cura e descimbramento; além da utilização incorreta das estruturas de concreto, têm levado ao surgimento de manifestações patológicas, muitas vezes precoces e com custos elevados de reparação.

O problema é que, como explicam Shah e Subramaniam (1999) a deterioração do concreto em estruturas é frequentemente resultado da ação simultânea de vários mecanismos de degradação, que se manifestam em velocidades diferentes e tem distintos efeitos. Diante desta realidade, o emprego de metodologias de inspeção e diagnóstico se torna essencial para a avaliação do estado de conservação e para a identificação e entendimento dos mecanismos de degradação atuantes. Cho (2003) argumenta que o uso de métodos de END é uma maneira de viabilizar a inspeção e a avaliação do estado de conservação de construções civis, de forma econômica e eficiente.

De acordo com a ABENDE (2005), os END são ensaios realizados em materiais, acabados ou semi-acabados, com o intuito de verificar a existência de descontinuidades ou defeitos. Estes ensaios baseiam-se em diferentes princípios físicos, e não alteram significativamente as características físicas, químicas, mecânicas ou dimensionais do material, não interferindo em seu uso posterior.

Nogueira (2002) argumenta que os END apresentam grandes vantagens quando comparados com as tradicionais técnicas destrutivas, incluindo a aplicabilidade *in situ* e a natureza não destrutiva. Como explica Evangelista (2002), a utilização de END não causa danos, ou causa somente pequenos danos, ao elemento que será ensaiado. Isto permite a repetição do ensaio nos mesmos pontos, para controle ao longo do tempo, sem que ocorram danos significativos às peças analisadas.

Dada sua natureza predominantemente não invasiva, os ensaios tipo END se constituem em uma das principais ferramentas de controle da qualidade de materiais e produtos, e já são amplamente utilizados em diversas atividades, tais como na indústria aeroespacial, no ramo automobilístico, no ramo elétrico e na construção naval.

Nas últimas décadas, a aplicação de END na engenharia civil vem se tornando um tema de interesse em diversos países. Segundo Nogueira (2002), isto se dá, pois os END não só permitem a avaliação de estruturas envelhecidas e deterioradas, mas também podem ser usados para o controle de qualidade de estruturas novas. No caso da indústria da construção civil, porém, que utiliza vários tipos de materiais (metais, madeira, concreto, alvenaria estrutural e outros compósitos), a utilização dos ENDs pode se tornar mais complexa, devido à necessidade de maior conhecimento acerca das propriedades e comportamento dos materiais, (LORENZI, 2000). Beutel et al (2006) enfatizam que o uso de END para engenharia civil depende da confiabilidade da aplicação dos métodos, do

conhecimento sobre a aplicação e de seu aspecto econômico.

Acompanhando a tendência mundial, no Brasil a aplicação de END vem crescendo em vários setores. A engenharia civil ainda é um campo no qual a utilização dos END pode se desenvolver bastante, vindo a se constituir em uma importante ferramenta para auxiliar os profissionais envolvidos no controle de suas obras.

O documento TCS-17, produzido pela Agência Internacional de Energia Atômica (IAEA, 2002), aponta várias situações específicas associadas à construção civil nas quais o emprego de métodos END pode ser considerado atraente:

- a) controle tecnológico em pré-moldados ou construções *in situ*;
- b) aceitação ou rejeição, de materiais fornecidos;
- c) esclarecimento de dúvidas a respeito da mão de obra envolvida em mistura, lançamento, compactação ou cura do concreto, transporte;
- d) monitoramento do desenvolvimento da resistência visando remoção de fôrmas, duração da cura, aplicação de protensão ou de cargas, remoção de escoramento;
- e) localização e determinação da extensão de fissuras, vazios e falhas de concretagem;
- f) determinação da posição, diâmetro ou condições das armaduras;
- g) determinação da uniformidade do concreto;
- h) aumento do nível de confiança de um pequeno número de ensaios destrutivos;
- i) verificar a deterioração do concreto resultante de sobrecarga, fadiga, fogo, ataque do meio ambiente;
- j) avaliação do potencial de durabilidade do concreto;
- k) monitoramento de mudanças das propriedades do concreto no decorrer do tempo;
- l) fornecimento de informações para mudanças de utilização da estrutura.

Verifica-se que a maioria das vezes as aplicações estão associadas à localização e avaliação da importância de falhas e defeitos em estruturas de concreto endurecido. De

acordo com Kumar e Santhanam (2006), este é hoje o objetivo principal do emprego de técnicas de END na construção civil. Por isto, no próximo item se busca fazer uma breve revisão dos principais tipos de ensaios aplicáveis à avaliação de estruturas de concreto.

## 2.2 PRINCIPAIS TIPOS DE ENSAIOS NÃO DESTRUTIVOS APLICÁVEIS AO CONCRETO

A evolução da tecnologia em vários campos do conhecimento, como a física e a eletrônica, vem alimentando a geração de novas técnicas de END, ampliando o escopo das ferramentas de investigação aplicáveis a estruturas de concreto. Algumas das principais técnicas atualmente consagradas para este fim são apresentadas de forma sumária neste item. A maioria destes métodos permite a detecção de anomalias sem ocasionar danos ao material. Portanto, com sua utilização consegue-se proceder a uma inspeção de uma estrutura afetada sem interrupção de serviço, propiciando uma economia em termos de tempo e custos (GRABOWSKI, PADARATZ e PINTO, 2008).

A durabilidade das estruturas de concreto é uma questão fundamental na engenharia civil. As estruturas de concreto estão sujeitas a ataques agressivos que podem minimizar a sua durabilidade. Medições precisas, assim como a interpretação dos dados que afetam a durabilidade de estruturas são tarefas difíceis, devido à inerente heterogeneidade do concreto, como salientam Chekroun *et al.* (2009). Apesar disto, a avaliação através de END de materiais cimentícios é uma área fundamental da investigação, pois permite a obtenção de informações sobre a qualidade e do estado de degradação dos materiais de construção (MOLERO ARMENTA *et al.*, 2009).

Segundo Wiggensauser (2009), a aplicação de END para garantia da qualidade de estruturas de concreto tem obtido consideráveis progressos recentemente. Impulsionado pelo avanço tecnológico e pela transferência de conhecimento de outras áreas de testes de materiais e da medicina, métodos de investigação versáteis tem surgido com frequência, aumentando o potencial para investigação de estruturas de concreto.

Valluzzi *et al.* (2009) discorrem sobre a aplicação destes métodos, considerando-os muito úteis para programas de diagnóstico mais complexos, pois possibilitam a identificação de regiões aonde a presença de deficiências é mais provável.

De acordo com Bungey e Millard (1996), muitos esforços e despesas podem ser

desperdiçados em ensaios se não definir-se claramente, e desde a fase preliminar, quais serão os objetivos da investigação. Este fator irá afetar a escolha do método de ensaio, a extensão e a localização dos ensaios, bem como, qual será a forma com que os resultados obtidos serão manipulados e interpretados. Segundo os mesmos autores, a plena consciência de toda a gama de testes disponíveis, suas limitações de aplicação e os possíveis erros que podem advir de sua utilização são parâmetros muito importantes para tomar-se uma decisão acerca de qual método utilizar. Alguns métodos de END parecem ser de aplicação muito simples, mas todos estão sujeitos a determinadas influências e a utilização de operadores qualificados é essencial para o correto andamento do ensaio.

Para Balayssac *et al.* (2009), a aplicação de END no campo da engenharia civil é muito interessante por fornecer, de maneira rápida e eficaz, informações qualitativas a respeito do concreto, da variabilidade de suas propriedades e também parâmetros sobre a evolução do material no tempo. De acordo com Soutsos *et al.* (2009) o estabelecimento de boas correlações entre propriedades do concreto e a sua resistência à compressão é um parâmetro determinante para que tenhamos êxito na aplicação dos END.

Breysse *et al.* (2009) lembram que a avaliação das condições do material de construção é um ponto fundamental quando se quer reavaliar as estruturas existentes, cujo material pode ter resultado em alguma perda de desempenho e alguma deterioração do nível de segurança. Deterioração progressiva do desempenho também induz custos de manutenção importantes, como para evitar a deterioração futura. O mesmo lembra que os efeitos do END podem ser classificados da seguinte forma:

- a) para a detecção de um defeito ou uma variação de propriedades;
- b) para proceder a classificação a respeito de uma determinada propriedade, entre as várias áreas em uma estrutura ou entre várias estruturas;
- c) para quantificar essas propriedades, comparando-as aos limites permitidos.

A Tabela 2.1 cita os principais tipos de END disponíveis atualmente para aplicação em concreto e suas propriedades de investigação, de acordo com Bungey e Millard, (1996).

Tabela 2.1: principais métodos de ensaio.

<b>Propriedade sob investigação</b>	<b>Ensaio</b>	<b>Tipo de Equipamento</b>
Corrosão no aço	Potencial	Eletroquímico
	Resistividade	Elétrico
	Resistência de polarização	Eletroquímico
	Impedância	Eletroquímico
	Cobrimento	Eletromagnético
	Carbonatação	Químico/Microscópico
	Concentração de cloretos	Químico/Elétrico
Qualidade, Durabilidade e Deterioração do Concreto	Dureza superficial	Mecânico
	Pulso Ultrassônico	Eletromecânico
	Radiografia	Radioativo
	Radiometria	Radioativo
	Absorção de nêutrons	Radioativo
	Umidade Relativa	Químico/Eletrônico
	Permeabilidade	Hidráulico
	Absorção	Hidráulico
	Petrográfico	Microscópico
	Sulfatos	Químico
	Expansão	Mecânico
	Volume de vazios	Microscópico
	Tipo e Teor de cimento	Químico/Microscópico
	Resistência à abrasão	Mecânico
Resistência do Concreto	Extração	Mecânico
	Arrancamento	Mecânico
	Pull-off	Mecânico
	Break-off	Mecânico
	Fratura interna	Mecânico
	Penetração	Mecânico
	Maturidade	Químico/Elétrico
	Temperatura de cura	Elétrico/Eletrônico
Integridade e desempenho	Punção	Mecânico
	Pulso ressonante	Mecânico/Eletrônico
	Resposta dinâmica	Mecânico/Eletrônico
	Emissão acústica	Eletrônico
	Termoluminescência	Químico
	Termografia	Infravermelho
	Radar	Eletromagnético
	Localização de armadura	Eletromagnético
	Tensão ou medição de fissuras	Ótico/Mecânico/Elétrico
	Teste de carga	Mecânico/Eletrônico/Elétrico

Além desta classificação, em termos de suas propriedades de ensaio, Teodoru e Mommens, apud Hamassaki (1993), classificam os END segundo sua finalidade (Figura 2.1).

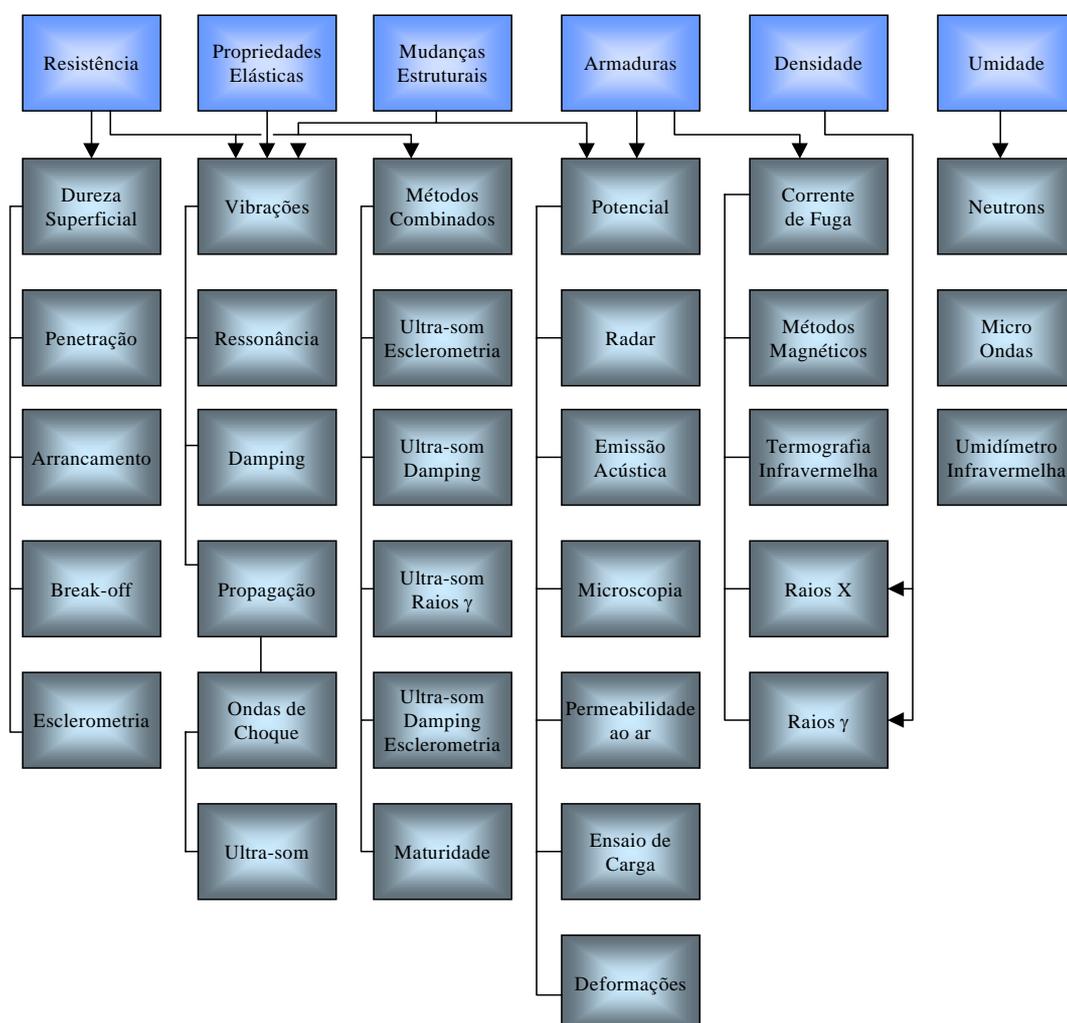


Figura 2.1: ensaios não destrutivos utilizados no concreto (Teodoru e Mommens *apud* HAMASSAKI, 1993).

Vários destes métodos de ensaio são eficientes e precisos. O ensaio de pulso ultra-sônico, todavia, alia flexibilidade, baixo custo, grande capacidade de detecção e boa capacidade de fornecimento de informações sobre o concreto. Por isto vem se consolidando como uma das ferramentas END preferidas para a análise de estruturas de concreto. Desta forma, diversas pesquisas relacionadas ao concreto utilizam os ensaios de VPU para avaliação, como por exemplo, da degradação das propriedades mecânicas do concreto e da argamassa (Nogueira, 2009), da influência da presença de armaduras na estimativa da profundidade de fissuras superficiais (Medeiros, Padaratz e Pinto, 2009), para monitoramento de

estruturas de concreto armado (Lorenzi, Silva Filho, Caetano e Lorenzi, 2009), para avaliação da resistência à compressão (Barbosa, Mendes e Coura, 2009) e para tentar correlacionar os resultados do VPU com resultados de ensaios de resistência à compressão (Souza, Cavalcanti, Monteiro e Helene, 2009), sendo que neste último trabalho chega-se à conclusão que não existe confiança para esta comparação quando se usam métodos tradicionais de estimativa.

Os excelentes resultados obtidos por pesquisadores do Laboratório de Ensaios e Modelos Estruturais (LEME) e do Núcleo Orientado para a Inovação na Edificação (NORIE) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) com a utilização do VPU para detecção de microfissuração e variações de compacidade justificaram sua escolha, neste trabalho, para gerar um modelo neural de estimativa da resistência do concreto.

### 2.3 UTILIZAÇÃO DE ENSAIOS DE PULSO ULTRA-SÔNICO EM CONCRETO

O método de VPU é baseado na determinação longitudinal das características de propagação de um pulso ultra-sônico através de um material. Segundo Komlos et al. (1996) o mesmo é um método bastante utilizado para avaliação do concreto, devido à sua eficácia, simplicidade de aplicação e também pelo seu custo.

De acordo com Machado (2005), o desenvolvimento do método começou no Canadá e na Inglaterra, quase ao mesmo tempo. A partir dos anos 60, com o surgimento de um equipamento portátil, equipado com bateria, esse método deixou de ser usado somente em laboratórios, chegando às construções. Em artigo publicado em 1963, Jones já afirmava que o principal objetivo do ensaio de VPU no concreto era avaliar a qualidade do concreto a partir de medições da velocidade de pulso ultra-sônico.

Segundo Andreucci (2003), os sons produzidos em um ambiente qualquer se refletem ou reverberam nas paredes que consistem o mesmo, podendo ainda ser transmitidos a outros ambientes. Fenômenos como este, apesar de simples e freqüentes, constituem os fundamentos do ensaio ultra-sônico de materiais. O ensaio de VPU se caracteriza num método de END que tem por objetivo a detecção de defeitos ou descontinuidades internas, presentes nos mais variados tipos ou forma de materiais. A VPU, propagando em um

material sólido, irá depender da massa específica e das propriedades elásticas desse material.

De acordo com Nogueira (2002), em meios dispersivos como o concreto, o ensaio fornece três parâmetros diferentes para análise: a velocidade do pulso ultra-sônico, a amplitude e a dispersão dos pulsos. Os equipamentos mais complexos, dotados de osciloscópios, permitem a análise de amplitude e dispersão dos pulsos. A maioria dos equipamentos portáteis, todavia, registra somente a velocidade de transmissão do pulso.

O ensaio de VPU é uma ferramenta importante para avaliação do concreto, pois os seus resultados são fortemente influenciados pela compacidade do material, que está associada à sua resistência à compressão (BERRIMAN et al., 2005).

Os métodos ultra-sônicos têm a característica de serem ferramentas de rápida aplicação, que apresentam um adequado grau de confiança e são seguras para fornecer informações quantitativas sobre as características iniciais da microestrutura do concreto e para a avaliação local das condições do mesmo (PUNURAI et al., 2007).

Lorenzi e Silva Filho (2003) destacam que o ensaio VPU é cada vez mais empregado no diagnóstico de estruturas, pois permite caracterizar o material, avaliar sua integridade e medir propriedades físicas importantes por meio do monitoramento da velocidade de propagação de ondas de som de alta frequência pelo material.

Segundo Naik e Malhotra (1991), há quase 50 anos os ensaios de VPU são utilizados com sucesso para avaliar a qualidade do concreto. Segundo estes autores, com o uso do método se torna possível detectar mudanças estruturais na argamassa e no concreto, o que permite monitorar como se processa a deterioração decorrente da ação de ambientes químicos agressivos, que resultam em fissuras e alterações na microestrutura do material.

Através do ensaio de VPU é possível demonstrar teoricamente que diferenças nos resultados obtidos são proporcionais à estrutura de poros e micro-fissuras do concreto, (ERCOLANI et al., 2007). Por ser rápido e não-destrutivo, o VPU oferece a oportunidade de se estabelecer um controle total dos elementos que compõem a estrutura, inclusive ao longo do tempo. Os resultados deste tipo de análise podem ser usados para prognóstico da qualidade ou para correção do processo tecnológico.

A determinação da VPU especificada em todas as normas, nacionais e internacionais, relativas a este ensaio é baseada no mesmo princípio. Este princípio comum é expresso de diferentes maneiras entre as várias normas relativas ao assunto (KOMLOS et al., 1996).

De forma geral, como se vê na figura 2.2, o equipamento conta com um gerador de pulsos, que excita um transdutor piezoelétrico (emissor). Este produz ondas ultra-sônicas que são transmitidas, na forma de pulsos, através do material sob análise. Ou seja, uma série de pulsos elétricos gerados pelo aparelho é aplicada no transdutor, que converte as pulsações em energia mecânica, na forma de ondas com uma frequência nominal normalmente localizada na faixa de algumas dezenas de kilohertz.

Um segundo transdutor piezoelétrico é empregado como receptor. No mesmo os pulsos de som captados são transformados em impulsos elétricos.

Controlando o tempo decorrido entre emissão e recepção, e descontando o tempo decorrido no percurso através dos fios e transdutores, pode-se calcular o tempo gasto para a propagação do VPU no interior do material. A velocidade de propagação pode ser entendida como a relação entre a distância percorrida pela onda de vibração durante um intervalo de tempo, NBR 8802 (ABNT, 1994b).

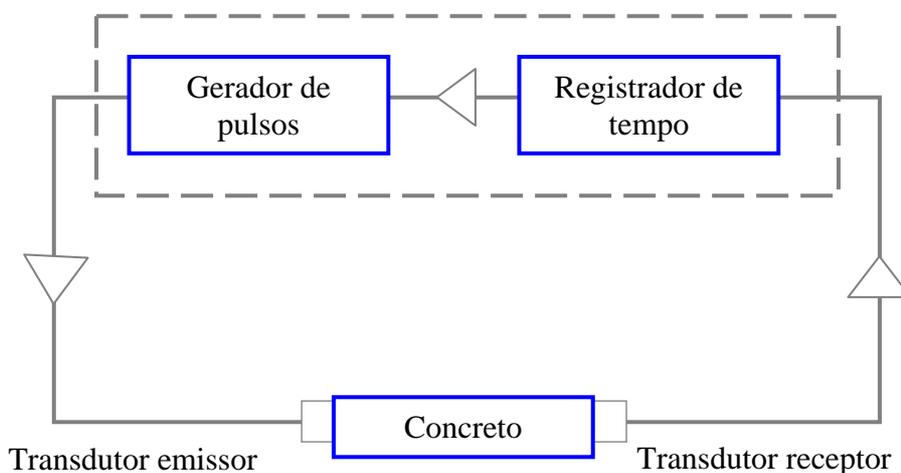


Figura 2.2: princípio de Funcionamento de Ensaio de VPU.

É importante garantir uma superfície de contato satisfatória entre os transdutores e o concreto como frisado no boletim 364.1R, do Instituto Americano do Concreto (ACI, 2007). Para este fim é normalmente empregada alguma substância acoplante, tal como vaselina, silicone ou graxa, entre as faces dos transdutores e a superfície ensaiada.

Segundo Figueiredo (2005), a velocidade do som irá depender, entre outros fatores, do meio de propagação. Como a velocidade decresce rapidamente ao se propagar por meios líquidos, e mais ainda, em meios gasosos, é possível usar a velocidade média de propagação como estimativa da quantidade de vazios e, conseqüentemente, da densidade do material. Esta característica é extremamente importante para entender e analisar os resultados obtidos nos ensaios de VPU.

As primeiras publicações sobre medições de velocidade de pulsos mecanicamente gerados apareceram nos Estados Unidos, em meados de 1940. Constatou-se que a velocidade dependia somente das propriedades elásticas do material e não da geometria da peça. De fato, a velocidade de ondas ultra-sônicas transitando em um material sólido depende basicamente da densidade e das propriedades elásticas do meio de transmissão, como pode ser visto nas equações 2.1 e 2.2 (Bungey *apud* EVANGELISTA, 2002):

$$V = \sqrt{\frac{KE_d}{\rho}} \quad 2.1$$

$$K = \frac{(1-\nu)}{(1+\nu)(1+2\nu)} \quad 2.2$$

Onde:

V = velocidade da onda, em km/s

E<sub>d</sub> = módulo de elasticidade dinâmico, em kN/mm<sup>2</sup>

ρ = massa específica, em kg/m<sup>3</sup>

ν = coeficiente de Poisson dinâmico

Segundo a norma americana ASTM E 114-95 (1995), a técnica de VPU pode ser usada na detecção de defeitos, medição de espessuras ou caracterização dos materiais constituintes de um corpo. Já a norma brasileira NBR 8802 (ABNT, 1994b) prescreve que o mesmo seja empregado com objetivos de checar a uniformidade do concreto, detectar eventuais falhas internas de concretagem, monitorar as características do concreto ao longo da vida útil,

avaliar a profundidade de fissuras ou outras imperfeições, avaliar o módulo de deformação e, inclusive, estimar a resistência à compressão do concreto.

A BSI-1881: Part 201(1986) considera que as principais aplicações deste método são:

- a) determinação da uniformidade do concreto;
- b) determinação da existência de fissuras;
- c) estimativa da resistência à compressão do concreto, utilizando para tal curvas de correlação apropriadas;
- d) monitoramento da evolução da resistência;
- e) avaliação da deterioração do concreto.

Pode-se, todavia, utilizar o VPU para fins específicos, tais como controlar o tempo de desfôrma, avaliar a presença de falhas de concretagem ou detectar danos causados pelo fogo. A facilidade de manuseio e o custo relativamente baixo do equipamento tem estimulado diversos pesquisadores a buscar novas formas e fins para o uso dos ensaios de VPU. A figura 2.3 ilustra a execução de um ensaio de velocidade de propagação de pulso ultra-sônico em corpos-de-prova cilíndricos de concreto.



Figura 2.3: aspecto de execução do Ensaio de VPU.

O resultado do ensaio consiste na medição do tempo ( $t$ ) que o pulso leva para percorrer, através do concreto, a distância ( $L$ ) entre os transdutores emissor e receptor. A velocidade

de propagação de ondas ultra-sônicas, no caso da transmissão direta ou semi-direta, é obtida pela equação 2.3 (NM 58, 1996):

$$V = \frac{L}{t} \times 10^{-6} \quad 2.3$$

Onde:

V = velocidade de propagação da onda, em m/s

L = distância entre dois pontos, em m

t = tempo de propagação da onda, em  $\mu$  s

As medições nos elementos ou peças em estudo podem ser realizadas colocando-se os transdutores em três posições distintas:

- a) faces opostas (transmissão direta);
- b) faces adjacentes (transmissão semi-direta);
- c) mesma face (transmissão indireta ou superficial).

Segundo Naik e Malhotra (1991), a forma de transmissão direta é a mais adequada, uma vez que a energia máxima do pulso é totalmente transmitida e recebida. Contudo esta forma de transmissão nem sempre é possível de ser utilizada. Machado (2005) lembra que, para utilizar-se a transmissão semi-direta, deve-se ter o cuidado de não deixar os transdutores muito afastados entre si, pois o pulso transmitido pode ser atenuado e não ser recebido, e que a transmissão indireta ou superficial é a menos recomendada, em virtude da VPU ser influenciada, neste caso, apenas pelo concreto próximo à superfície. A transmissão indireta somente deverá ser utilizada quando se tem acesso a somente uma das faces do elemento estrutural em estudo.

No caso específico de utilização em concreto, a metodologia se baseia no fato de que o tempo de propagação dos pulsos ultra-sônicos é influenciado pela qualidade do concreto e expressa a densidade do material, característica que está diretamente correlacionada com as propriedades mecânicas. A aplicação prática desse método está baseada no uso de um equipamento de ultra-som tradicional com transdutores de superfície de baixa frequência ultra-sônica (25-60 kHz), como explica POPOVICS (1998). A aplicação mais comum da aplicação da VPU no concreto é na avaliação da resistência à compressão do concreto. Esta

avaliação geralmente é feita com o auxílio de uma curva de calibração, (KOMLOS et al., 1996).

Através da utilização do VPU consegue-se, também, verificar heterogeneidades não visíveis externamente em uma estrutura. Estas heterogeneidades podem representar falhas ou defeitos de concretagem ou um maior grau de porosidade, ocorrências freqüentes em concretos e que não necessariamente são visíveis ou detectáveis por métodos de END mais comuns (DORNELLES et al, 2005). O ensaio pode, ainda, ser útil na identificação de falhas de concretagem, trincas ou fissuras em estruturas já construídas.

Um fator importante é que o VPU, por ser uma técnica não destrutiva, permite a execução de vários ensaios no mesmo local, visando acompanhar adequadamente as variações associadas com o tempo. Com o aumento das ocorrências de deterioração precoce das estruturas de concreto, torna-se interessante realizar este tipo de monitoramento contínuo das condições das edificações. Através de um constante monitoramento das estruturas podem-se antecipar demandas de manutenção e colaborar para elevar a vida útil das estruturas.

Em 1966, Whitehurst, no artigo “*Evaluation of concrete properties from sonic tests*”, classificou a qualidade do concreto segundo o valor da velocidade ultra-sônica medida, (FIGUEIREDO, 2005). Embora específica para os tipos de concreto produzidos na época, tabela 2.2, reproduzida abaixo, se popularizou e foi adotada por várias publicações como referência para a análise de resultados de ultra-som, como no caso da publicação TCS-17 do Instituto Internacional de Energia Atômica (IAEA, 2002).

Tabela 2.2: classificação da qualidade do concreto em função do ensaio de VPU (IAEA, 2002)

<b>VPU</b>	<b>Qualidade do Concreto</b>
> 4500	EXCELENTE
3500 < VPU < 4500	ÓTIMO/BOM
3000 < VPU < 3500	BOM / DUVIDOSO
2000 < VPU < 3000	REGULAR
VPU < 2000	RUIM

A utilização do VPU está cada vez mais difundida na área da engenharia civil. O mesmo tem sido utilizado em operações de vistoria e monitoramento de estruturas de concreto,

pois permite que se meçam e controlem uma série de parâmetros fundamentais para determinar a qualidade do concreto, tanto no laboratório quanto em ensaios de campo. Segundo Siqueira Tango (2005), os END já são bastante adotados na avaliação de estruturas de concreto acabadas, principalmente para avaliar rapidamente a homogeneidade do concreto. Devido ao seu baixo custo, a rapidez de execução do ensaio e a ausência de danos na estrutura do concreto, o método VPU também está se tornando o método END mais popular para estimativa da resistência do concreto (MENEGHETTI, 1999).

Neste sentido, Steil et al. (2001) destacam que se pode utilizar a VPU para se determinar a resistência do concreto, mas deve-se mencionar que não existe relação física entre as duas grandezas. Porém, a VPU é correlacionada com a compacidade e o módulo de elasticidade do concreto, fator este que serve de justificativa para a sua utilização na avaliação da resistência do concreto, sujeita a certas limitações.

De fato, a possibilidade de estimar a resistência a partir de um ensaio rápido e não destrutivo é muito atraente, pois permitiria obter uma maior segurança quanto às características reais do concreto e possibilitaria uma melhor programação do ritmo das construções. A aplicação de métodos de determinação da compacidade através do ensaio de VPU pode colaborar significativamente com o objetivo de manter as estruturas em bom estado de uso, além do tempo de vida útil projetado inicialmente.

Teoricamente, pode-se estabelecer uma relação entre a densidade do concreto, expressa pela VPU, e a resistência à compressão. Todavia esta relação é de difícil análise através de técnicas estatísticas tradicionais e se considera, atualmente, que uma relação confiável entre a resistência e as leituras de VPU somente pode ser estabelecida para concretos com características bem definidas, não sendo possível extrapolar a mesma para concretos com características diferentes, exceto se for possível estabelecer um modelo que correlaciona esta variação de características com as variações de resistência.

## 2.4 TÉCNICAS DE ULTRA-SOM PARA ESTIMAR A RESISTÊNCIA DO CONCRETO

O concreto é um material largamente utilizado na construção civil e este fato por si só justifica a realização de estudos sobre suas propriedades. Tradicionalmente, a propriedade

de controle que tem sido mais empregada para analisar a qualidade deste material é a resistência à compressão. Partindo-se do princípio de que se um concreto não é suficientemente resistente, não suportará as cargas de projeto ou a ação dos agentes ambientais. Através da utilização dos END para análise do concreto tenta-se evitar casos que podem resultar em danos que podem ser caros de corrigir, numa vida de serviço encurtada ou, em casos extremos, na ruína da estrutura edificada.

A falta de correspondência entre o material ensaiado e o material empregado e, ainda, a necessidade de conhecer posteriormente o estado da estrutura, têm incentivado o desenvolvimento e aperfeiçoamento dos END como ensaios auxiliares, no sentido de se obter informações adicionais que possam diminuir a probabilidade de erros na avaliação de várias propriedades do concreto.

A aplicação de END em estruturas de concreto possibilita a avaliação de sua integridade e estimar qual será a sua capacidade de resistência. Por não provocar perdas na capacidade resistente dos materiais ensaiados, os ENDs podem ser aplicados em estruturas novas ou antigas. Evangelista (2002) argumenta que, nas estruturas novas, os mesmos podem servir tanto para monitorar a evolução da resistência quanto para esclarecer dúvidas a respeito da qualidade do concreto.

Por estas razões os métodos e equipamentos de END estão sendo cada vez mais considerados indispensáveis para uma eficaz caracterização das propriedades e para o monitoramento da qualidade e integridade de materiais e estruturas. Para Mehta e Monteiro (1994), os END podem ser classificados em duas categorias: primeiramente aqueles que fazem a medida de alguma propriedade do concreto a partir da qual pode-se obter uma estimativa da resistência, durabilidade e de comportamento elástico do material e, segundo, aqueles que tentam medir determinadas posições, tamanho e condições das armaduras, áreas de fraco adensamento, vazios, fissuras e teor de umidade na estrutura.

Neville (1997) explica que a resistência à compressão é normalmente a propriedade considerada como a mais importante do concreto. O problema é que o concreto é um material muito variável que, mesmo sendo fabricado com os mesmos materiais, pode atingir um largo espectro de resistências. Variações no proporcionamento dos insumos usados na confecção do concreto ou no método de mistura empregado podem ter efeito significativo. Mais ainda, a resistência varia com o tempo, em função da progressão das reações químicas no interior do material, durante o assim chamado processo de hidratação.

O controle da resistência efetivamente alcançada é, portanto, fundamental para verificar a adequação de uma obra.

Seguindo a linha genérica, Padaratz (1988) lembra que quando existe a necessidade de se avaliar “*in situ*” a resistência à compressão do concreto para fins de verificação da segurança estrutural, pode-se lançar mão de três tipos de ensaios:

- a) Ensaios Destrutivos – extração de testemunhos para ensaios de compressão simples;
- b) Ensaios Não Destrutivos – não causam danos ao elemento estrutural;
- c) Ensaios Parcialmente Destrutivos – ensaios que causam pequenos danos estruturais.

Como explicam Meneghetti et al. (1999), o controle da resistência do concreto é feito através de ensaios de ruptura de corpos-de-prova moldados e conservados em separado da estrutura. O período de resposta, normalmente, é de 28 dias, caracterizando um período relativamente longo para obtenção de resultados. Para Alcântara (2002) a verificação de características mecânicas de um concreto também pode ser efetuada, de maneira mais rápida, através de END.

Shehata et al. (1999) afirmam que os END têm sido cada vez mais usados no controle da resistência ao longo da fase de construção de uma estrutura e, mais tarde, na avaliação das condições de estruturas existentes. Nas últimas décadas, estes tipos de ensaios têm sido investigados em vários países, objetivando tornar sua aplicação mais confiável.

No Brasil, esses ensaios ainda estão sendo objeto de estudo e avaliação, com o intuito de aumentar o conhecimento nesta área e obter curvas de correlação adequadas aos diferentes tipos de concretos usados no país. Sabe-se que vários fatores, além da resistência à compressão do concreto, afetam os resultados dos END e que, em alguns casos, as mudanças na VPU devido a estes fatores podem ser maiores que as decorrentes da variação da resistência à compressão.

Para Ferreira e Castro (1999) os END provêm dados indiretos que podem ser relacionados empiricamente à resistência à compressão, após uma calibração adequada. O mesmo afirma que técnicas deste tipo estão sendo usadas por mais de duas décadas para avaliação da qualidade do concreto e resistência à compressão. Porém, segundo Steil et al. (2001), a estimativa de resistência do concreto através da utilização dos END deve ser encarada com

muito cuidado, uma vez que cada ensaio possui limitação própria, não sendo recomendada a utilização de curvas universais para estimativa de propriedades e características do concreto.

Hamassaki (1993) considera que a posição secundária que ocupam os END no quadro da tecnologia do concreto é, até certo ponto, compreensível, principalmente quando a finalidade é a estimativa da resistência à compressão, que é normalmente o parâmetro principal considerado no projeto. No entanto, argumenta que existem espaços que os END podem ocupar, o que não elimina a necessidade de um acompanhamento por técnicos com experiência na obtenção e interpretação dos resultados.

No caso específico dos ensaios de VPU, cabe destacar que, indubitavelmente, existe uma relação entre o VPU e a densidade do concreto, e entre esta e sua resistência. Essa relação oferece a justificativa para o interesse de sua utilização para avaliação do concreto. Para Komlos et al. (1996) a aplicação mais comum do VPU no concreto é para avaliação da resistência do concreto. Contudo esta aplicação necessita da utilização de curvas de calibração para o concreto específico.

Como explicam Meneguetti et al. (1999), a qualidade dos materiais de construção é muitas vezes relacionada com sua compacidade, de tal maneira que a medida da VPU pode ser usada tanto para medir a qualidade das estruturas de concreto, quanto para medir suas propriedades mecânicas, como a resistência à compressão e o módulo de elasticidade. A VPU pode ser correlacionada com a densidade e as propriedades elásticas do material em estudo, como já foi visto. Por outro lado, a homogeneidade e a resistência de muitos materiais de construção podem ser correlacionadas com a densidade.

Desta maneira, a medida da VPU teoricamente permitiria, além de estabelecer a relação existente entre a qualidade do concreto e a velocidade de pulso ultra-sônico, correlacionar a velocidade de pulso com a resistência à compressão.

Dentro deste enfoque, o VPU passa a se constituir numa importante ferramenta de análise das características das obras. Através de sua utilização, se consegue obter parâmetros para correlacionar a velocidade ultra-sônica com a homogeneidade do concreto que é objeto de análise. Para tanto é necessário estabelecer modelos que considerem o efeito das diferentes variáveis que afetam a propagação das ondas ultra-sônicas no concreto.

Todavia a correlação entre estas grandezas depende de vários fatores e está sujeita a certas limitações. Estas dificuldades são, entretanto, minimizadas quando se acompanhar a mesma estrutura ao longo do tempo. Neste caso, o VPU permite que seja possível avaliar como a mesma se densifica progressivamente.

De acordo com Lorenzi e Nesvijski (2002), existem muitos problemas relacionados com estimativa da resistência de corpos-de-prova cilíndricos de concreto através da utilização de ensaios de VPU:

- a) a estimativa não é relacionada com a resistência do concreto, mas tem uma relação de regressão;
- b) os módulos de elasticidade calculados com base em dados de VPU são módulos dinâmicos e requerem coeficientes especiais para recálculo de módulos estáticos de elasticidade;
- c) a estimativa de módulos dinâmicos de elasticidade através do uso do VPU requer identificação da onda para escolha correta da fórmula para o cálculo dos módulos, que dependem da velocidade de onda;
- d) as medidas de velocidade de tipos de onda diferentes requerem técnicas e equipamentos especiais.

Considerando-se que a resistência de um material está fortemente correlacionada com a densidade do mesmo, pode-se utilizar o VPU para estimar a mesma de uma forma indireta, sem que seja necessário retirar amostras do material. Esta possibilidade é muito atraente pois evita que a investigação da resistência provoque danos que podem ser caros de corrigir, ou que resultem num reparo cuja interface com a material original vai se constituir numa zona mais vulnerável à deterioração.

Neville (1997), apesar de ressaltar as dificuldades em estimar a resistência a partir do ensaios tipo VPU, considera que seria possível e útil estabelecer uma relação entre as propriedades que estão sendo medidas no ensaio ultra-sônico e a resistência do concreto.

Segundo Ravindrarajah (1992), a principal vantagem da utilização do VPU na estimativa da resistência *in situ* é que a velocidade de propagação das ondas não é afetada pela forma e tamanho dos elementos estruturais, e as ondas são capazes de atravessar uma massa considerável de concreto.

O ensaio de VPU também possui bom desempenho quando se busca monitorar a evolução da resistência à compressão em baixas idades, devido às grandes diferenças na matriz que ocorrem no início da hidratação, as quais provocam mudanças significativas na velocidade de propagação das ondas ultra-sônicas. Cho (2003) alerta que, em função da heterogeneidade da composição do concreto, a interpretação de resultados através da utilização do VPU é difícil.

O problema é que, no caso do concreto, existem vários parâmetros que podem afetar as leituras de velocidade de pulso ultra-sônico. Dentre eles podemos citar o teor de umidade, o tipo de agregado e de cimento e a profundidade de carbonatação, assim como a estimativa da resistência à compressão será influenciada pelo tipo de agregado, pela relação água/cimento, idade do concreto, dimensão e graduação dos agregados, técnica de moldagem, tamanho das amostras, tipo de cimento e pelas condições de cura.

As variações no proporcionamento dos insumos utilizados na confecção do concreto, ou no método de mistura empregado, podem ter efeito significativo nas leituras VPU obtidas. Ademais, a resistência e a porosidade do material variam com o tempo, em função da progressão das reações químicas no interior do material, durante a hidratação, mas não de forma idêntica.

A eficiência da técnica para estimativas da resistência, portanto, é considerada como limitada, sendo a mesma vista como mais útil para estudos comparativos da resistência ao longo do tempo ou de mapeamento de variações de resistência numa estrutura.

## 2.5 FATORES QUE AFETAM A VPU E AS PROPRIEDADES MECÂNICAS DO CONCRETO

Evangelista (2002) lembra que, de acordo com diversos pesquisadores (Almeida, 1993; Swamy e Al-Hamed, 1994; Sturup et al., 1994; Focaoaru, 1994; Phoon et al., 1999; Meneghetti, 1999), a estimativa da resistência pode ser influenciada principalmente pela relação agregado/cimento, idade do concreto, tipo, dimensão e graduação dos agregados e condições de cura.

De acordo com Naik e Malhotra (1991), os diversos fatores que afetam a VPU podem ser divididos em duas categorias básicas:

- a) fatores que afetam tanto as propriedades do concreto quanto as medições de VPU, tais como: tipo, teor, tamanho e graduação do agregado graúdo, tipo de cimento, relação a/c, grau de compactação, condições de cura, condições de umidade do concreto, tamanho e forma das amostras e idade do concreto;
- b) fatores que afetam somente as medições de VPU, não interferindo nas propriedades do concreto: perfeito contato entre os transdutores e o concreto, temperatura do concreto, comprimento de propagação da onda, nível de tensão e presença de armaduras.

De acordo com Cánovas (1988), apesar da grande quantidade de estudos sobre o assunto, existe uma dificuldade em relacionar a VPU e a resistência à compressão do concreto. Segundo Rodrigues (2003) a determinação da resistência pelo VPU geralmente é feita pela correlação do valor encontrado para o módulo dinâmico de deformação com a resistência à compressão do concreto.

### 2.5.1 Influência do tipo, quantidade e $d_{max}$ característica do agregado graúdo

Segundo Naik e Malhotra (1991), diversos pesquisadores concluíram que a correlação entre a VPU e a resistência à compressão do concreto ( $f_c$ ) varia com as características do agregado graúdo. Machado (2005) lembra que a VPU dos agregados graúdos tem uma influência considerável na VPU do concreto como um todo, uma vez que o agregado graúdo ocupa uma parcela considerável do volume total do concreto.

A influência da relação agregado graúdo-cimento na correlação entre VPU e  $f_c$  foi estudada por Jones (1963) e outros pesquisadores. Destes estudos concluiu-se que, para um mesmo valor de VPU, o aumento da relação agregado graúdo-cimento corresponde a uma diminuição do valor da resistência à compressão. De acordo com Chung e Law apud Machado (2005), a correlação entre VPU e  $f_c$  varia principalmente com o tipo e a proporção do agregado graúdo utilizado no concreto. Na tabela 2.3 encontram-se os valores de VPU para diferentes tipos de rocha normalmente utilizados como agregado.

De acordo com Machado (2005), em todas as idades observou-se que, para um mesmo valor de VPU, os concretos com agregados de maior dimensão apresentaram um menor valor de resistência à compressão. Este fato ocorre, provavelmente, pelo aumento da proporção do agregado graúdo na mistura, o que normalmente acontece quando há um

aumento de suas dimensões, do que propriamente por diferenças nas dimensões do agregado graúdo por si só.

Tabela 2.3: intervalos dos valores de VPU para alguns tipos de rocha (Chung e Law apud MACHADO, 2005)

<b>Tipo de Rocha</b>	<b>VPU (m/s)</b>
Basalto	5270 a 6020
Dolomita	4370 a 6090
Granito	4000 a 5790
Calcáreo	4000 a 5790
Quartzito	5570 a 5720
Arenito	2550 a 4230

Segundo Rodrigues (2003), para um mesmo traço de concreto, a relação VPU x  $f_c$  é influenciada pelo tipo de agregado utilizado, visto que concretos com valores semelhantes de  $f_c$  podem ter diferentes VPU. Kaplan apud Hamassaki (1986), pesquisou vários tipos de agregados para um mesmo traço de concreto, visando avaliar sua influência quantitativamente a relação VPU x  $f_c$ , concluindo que concretos com valores semelhantes de  $f_c$  podem ter diferentes valores de VPU em função do tipo de agregado utilizado. Os resultados dessa pesquisa estão representados graficamente na Figura 2.4.

### 2.5.2 Influência do tipo e quantidade de cimento

Segundo Rodrigues (2003) vários autores são unânimes em afirmar que existe influência significativa do tipo e quantidade de cimento na relação entre a VPU e a resistência do concreto. No entanto, tais estudos geralmente não quantificam a magnitude dessa influência.

Percebe-se, nas idades iniciais, mudanças no comportamento dos concretos moldados com o uso de diferentes tipos de cimento. Em idades mais avançadas, já não existe uma tendência marcante nesse sentido.

De acordo com Naik e Malhotra (1991), a taxa de hidratação ao longo do tempo não é a mesma para os diferentes tipos de cimento utilizados. Com o aumento do grau de

hidratação ocorre um aumento tanto no valor da resistência à compressão do concreto quanto no valor de VPU.

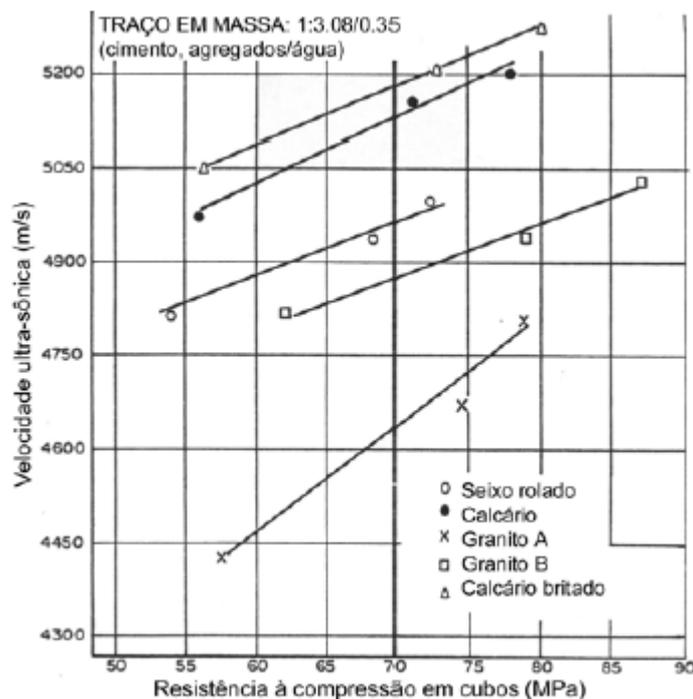


Figura 2.4: correlação entre a VPU x  $f_c$  em concretos com diferentes tipos de agregados graúdos (Kaplan apud HAMASSAKI, 1986).

### 2.5.3 Influência da umidade do concreto

De acordo com Popovics (2005) algumas propriedades de um concreto endurecido são influenciadas por seu índice de umidade. Tais propriedades incluem a resistência à compressão de um concreto, que é mais elevada corpos-de-prova secos do que em corpos-de-prova saturados, e a VPU, que é mais elevada em concretos saturados.

Popovics (2001) lembra que existe um aumento da VPU em concretos com maior umidade. Contudo, com a resistência à compressão o efeito é o inverso.

Visto que a velocidade do som nos líquidos é maior que a velocidade nos gases, quando os poros do concreto encontram-se preenchidos com água, verificam-se aumentos de até 5% nos valores da VPU, sendo que esta influência é maior nos concretos de resistências baixas (RODRIGUES, 2003).

Ohdaira e Masuzawa (2000) investigaram a influência do teor de água na propagação de ondas ultra-sônicas no concreto, em corpos-de-prova que permaneciam imersos em água até a idade de 50 dias. Em cada idade de ensaio os mesmos eram secos com um secador e o teor de água calculado. Constataram que a VPU diminuiu na proporção em que também diminui o teor de água, provavelmente devido ao fato de que quando há água suficiente para preencher os vazios do concreto a VPU é maior.

#### 2.5.4 Influência da temperatura do concreto

De acordo com a norma BS-1881 Part 203 (1986) apud Rodrigues (2003), mudanças na temperatura do concreto no intervalo entre 10°C e 30°C geram mudanças tanto nos valores de VPU quanto nos valores de resistência e demais propriedades elásticas do concreto. Contudo, essas alterações não afetam de maneira significativa às relações entre VPU e as demais propriedades estudadas. Para valores de temperatura fora desse intervalo, as mudanças nos valores de velocidade não são acompanhadas por mudanças nas demais propriedades.

Em estudo efetuado por Meneghetti (1999), foram realizados ensaios nas idades de 12, 16, 24 e 72 horas, a temperaturas de 25°C, 35°C e 45° C. Os resultados indicaram que a temperatura de hidratação não exerce influência ordenada sobre a VPU, para um dado nível de resistência, visto que os concretos mantidos a temperatura de 45°C apresentaram velocidades menores que os mesmos concretos conservados nas temperaturas de 25°C e 35°C.

#### 2.5.5 Influência da presença de armadura

No caso do concreto não apresentar armaduras, fissuras ou vazios, as ondas sonoras percorrem o menor caminho, isto é, uma linha reta entre os dois transdutores. Se existem armaduras localizadas paralelamente ao caminho das ondas, dependendo da proximidade dos transdutores, as ondas podem transitar parte através do concreto e parte através do aço, EVANGELISTA (2002).

De acordo com Rodrigues (2003) a posição dos transdutores no momento do ensaio deve, sempre que possível, ser escolhida de forma a evitar a proximidade das armaduras. Se isso

não for possível, os valores obtidos para velocidade ultra-sônica podem ser corrigidos levando em conta a presença do aço. A correção depende da distância entre a linha de trajetória da onda e a borda da armadura mais próxima, do diâmetro da barra e da velocidade ultra-sônica no concreto circundante.

Bungey (1989, apud Evangelista, 2002) cita que, nos casos onde não se pode evitar a presença das barras de aço, torna-se necessário fazer uma correção nos valores obtidos para que se possa estimar a VPU no concreto. Verificou-se que a zona de influência das barras transversais ao percurso é significativamente menor do que a das barras longitudinais, sendo que barras transversais de diâmetro inferior a 20mm praticamente não são detectadas em concreto onde se tem VPU acima de 4000 m/s, porém para barras longitudinais com diâmetros superiores a 6 mm paralelas ao percurso das ondas, a influência é significativa.

Chung e Law (1983) ressaltam que a influência não será significativa quando a barra encontrar-se na posição transversal a dos pulsos e a quantidade de barras é pequena em relação à distância entre os transdutores. Se as barras estiverem paralelas ao caminho dos pulsos e o diâmetro superior a 10mm a influência torna-se significativa.

#### 2.5.6 Influência da direção de ensaio

De acordo com Rodrigues (2003) existem variações nas leituras de VPU conforme a direção de propagação da onda em relação à direção em que a peça foi moldada. Quando a peça é ensaiada transversalmente à direção em que foi moldada, a VPU é, em média, um pouco superior àquela obtida quando o ensaio é feito na direção de concretagem. Essa diferença é atribuída ao fato de que as camadas superficiais do concreto geralmente possuem qualidade inferior (devido aos fenômenos de segregação, exsudação e ao efeito parede). Essa camada superficial formada predominantemente por argamassa porosa somente é atravessada pela onda ultra-sônica quando o ensaio se realiza na direção de concretagem.

#### 2.5.7 Condições da Superfície

De acordo com as normas técnicas internacionais, entre elas a NBR 8802 (ABNT, 1994b), a superfície aonde é efetuada as medições devem ser lisas, para garantir o perfeito contato

entre os transdutores e o concreto a ser ensaiado, evitando desta forma erros na obtenção do valor de VPU. Devem ser evitadas superfícies muito rugosas ou que receberam acabamento, pois as propriedades do concreto da camada superficial não são necessariamente as mesmas das do concreto no interior da peça.

#### 2.5.8 Relação a/c

Em 1959, Kaplan apud Naik e Malhotra (1991) pesquisou a influência da relação a/c sobre o valor da VPU e constatou que, um aumento na relação a/c acarreta uma diminuição da massa específica, das resistências à compressão e flexão e da VPU.

Segundo Nogueira e Willam (2001), a VPU através de um material elástico está relacionada com o módulo de elasticidade, o coeficiente de Poisson e a densidade; sendo que nenhuma destas grandezas está diretamente relacionada com a resistência do material. Sendo assim, esses autores chamam a atenção para a necessidade de se levar em conta fatores, tal como a relação a/c, que influenciam de forma relevante o valor da resistência à compressão e praticamente não influenciam o valor de VPU.

#### 2.5.9 Grau de Compactação

Concreto adensado manualmente ou vibrado inadequadamente é menos denso do que um concreto bem vibrado. Como a velocidade de propagação de ondas ultra-sônicas está relacionada com a massa específica, uma redução na massa específica ocasionada por compactação inadequada, implicará numa redução do valor de VPU (Naik e Malhotra, 1991).

#### 2.5.10 Condições de Cura e Idade do Concreto

Em 1954 Jones, apud Naik e Malhotra (1991), concluiu que a correlação entre VPU e  $f_c$  independe da idade do concreto, já que estas duas grandezas são afetadas de forma semelhante pela idade do concreto. Já em 1958 Kaplan, apud Naik e Malhotra (1991), afirmou que a correlação entre VPU e  $f_c$  obtida para amostras submetidas à cura em laboratório é diferente daquela para amostras submetidas a cura no campo. Estas

apresentam um valor de VPU inferior ao encontrado no concreto curado em laboratório, para um mesmo valor de resistência.

Sturup *et al.* apud Machado (2005) concluíram que, apesar da VPU e a resistência à compressão variarem de forma semelhante com a idade do concreto, esta variação não se dá na mesma proporção. Foi constatado que o valor de VPU aumenta rapidamente nas primeiras horas, enquanto a evolução da resistência ocorre de uma forma mais lenta e gradual. Já nas idades mais avançadas, um aumento considerável no valor da resistência corresponde a um quase imperceptível aumento no valor de VPU.

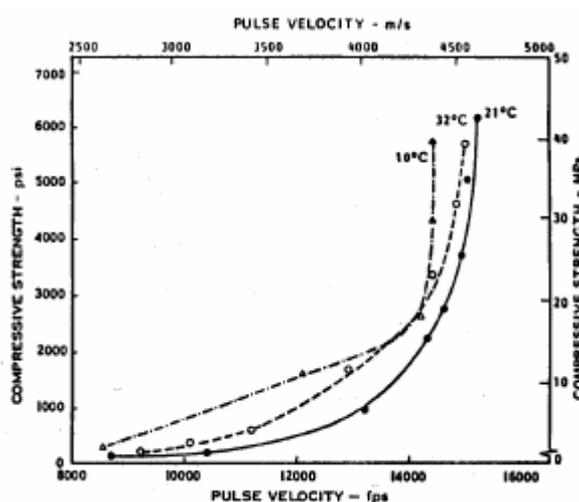


Figura 2.5: influência da temperatura de cura na correlação entre a VPU x  $f_c$  (Sturup *et al.* apud MACHADO, 2005).

### 2.5.11 Teor de Umidade do Concreto

Segundo Naik e Malhotra (1991), a influência do teor de umidade do concreto sobre a VPU é aparentemente pequena. Apesar disso, observa-se um aumento no valor de VPU quando se aumenta o teor de umidade, todavia a influência do teor de umidade sobre o valor de VPU é mais acentuada nos concretos de baixa resistência. Para Rodrigues (2003), quando os poros do concreto encontram-se preenchidos com água, verificam-se aumentos de até 5% nos valores da VPU em relação ao mesmo concreto no estado seco. Bungey e Millard (2006) comentam que os efeitos da umidade na avaliação da VPU representam uma das maiores dificuldades para o estabelecimento de correlações com a resistência do

concreto. De acordo com a NBR 8802 (ABNT, 1994b), foi comprovado experimentalmente que variações no teor de umidade inferiores a 1% não modificam o valor de VPU.

## 2.6 A QUESTÃO DA INTERPRETAÇÃO

Para os fins deste trabalho, admite-se que a análise dos dados obtidos por VPU permite que se obtenham parâmetros para avaliar as características das estruturas de concreto, inclusive efetuar uma estimativa razoável de sua resistência. Todavia, os modelos de análise adotados deverão ser complexos e flexíveis o suficiente para permitir que se considerem os fatores que podem afetar a relação entre a compacidade e a resistência do material.

O ponto crucial para que se possa utilizar o VPU para a análise de estruturas de concreto é a interpretação dos resultados obtidos. De forma geral, pode-se dizer que existe uma grande dose de incerteza na interpretação dos resultados do VPU, devido à falta de conhecimento específico e à complexidade dos modelos necessários para considerar o problema. A estimativa da resistência a partir de indicações de leituras de VPU demanda, portanto, informações sobre o material e conhecimento especializado.

De acordo com Medeiros, Padaratz e Pinto (2008) a interpretação dos resultados requer pessoal experiente. Este fator é de extrema importância, pois poderão ser feitas conclusões equivocadas a partir de uma inobservância de todos os fatores que influenciam a VPU no concreto. Uma análise adequada permite que se obtenham parâmetros para checar a uniformidade do concreto, controlar a sua qualidade e acompanhar sua deterioração. A interpretação dos resultados deste tipo de ensaio, entretanto, necessita ser feita de forma criteriosa e demanda um conhecimento específico dos fatores influentes sobre as leituras.

De forma a auxiliar no diagnóstico, é importante desenvolver ferramentas de suporte adequadas, que facilitem a análise da grande massa de dados produzida e dêem condições para que seja efetuada uma interpretação simples e confiável do estado de conservação e capacidade resistente do elemento em estudo.

A utilização de técnicas mais robustas de análise de dados torna-se uma possibilidade bastante atrativa para superar as deficiências existentes hoje. Em particular, considera-se interessante a utilização das Redes Neurais Artificiais (RNAs), técnica de inteligência artificial que permite a construção de modelos bastante complexos. Esta estratégia de

modelagem, como descrito em detalhe no capítulo 3, busca simular a forma de raciocínio humana, estabelecendo correlações não lineares e múltiplas entre dados de entrada conhecidos e resultados registrados. Através de sua utilização torna-se possível a elucidação de problemas complexos e pouco estruturados, capacidade que as tornam ferramentas de apoio muito importantes no presente caso.

Tendo à disposição uma base de dados bastante robusta, as RNAs permitem modelar conhecimento não estruturado e montar modelos de relacionamento sofisticados. Em virtude de sua capacidade de aprendizagem e de generalização do conhecimento adquirido, as mesmas se constituem em um meio rápido e preciso de interpretação dos resultados de fenômenos complexos.

Este trabalho introduz a possibilidade de realizar um mapeamento não linear da relação resistência do concreto *vs.* VPU através da utilização de RNAs. Como explicado em maior detalhe no capítulo 4, serão criados e testados modelos de interpretação com a tecnologia das RNAs, utilizando dados de concretos com características bem variadas. Os modelos de RNAs serão comparados a modelos estatísticos de regressão múltipla tradicionais, visando determinar se esta nova alternativa de modelagem traz benefícios sensíveis para a estimativa da resistência à compressão de forma rápida e sem danos à estrutura.

## Capítulo 3 – USANDO REDES NEURAIIS PARA ANÁLISE DE PROBLEMAS COMPLEXOS

Neste capítulo são abordados temas relativos a estrutura e funcionamento das Redes Neurais Artificiais (RNAs). O mesmo inicia com uma discussão sobre as idéias fundamentais que levaram à concepção deste tipo de ferramenta, a partir de analogias com os processos de raciocínio humano. Apresenta-se, em seguida, um histórico de desenvolvimento das RNAs, no qual são analisados aspectos relacionados à construção e treinamento das redes.

### 3.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A viabilidade de desenvolver máquinas capazes de reproduzir ou simular o raciocínio humano é uma questão que intriga os filósofos desde os tempos antigos, e que ainda desafia os pesquisadores da área.

Em 1637, o filósofo-matemático francês René Descartes defendeu a idéia que nunca seria possível construir uma máquina que pensasse como o ser humano (KALOGIROU, 2001). As evoluções mais recentes na área de programação vem tentando refutar esta máxima, sendo comum hoje a existência de sistemas capazes de gerenciar conversações e simular inteligência.

Em 1950, o matemático e filósofo Alan Turing apresentou uma definição de inteligência aplicada às máquinas que estabelecia: “*É inteligente uma máquina que engana e passa por inteligente aos olhos dos homens*” (GANASCIA, 1997). Esta simulação de comportamento inteligente, de acordo com Turing, seria suficiente para configurar uma inteligência artificial. Estes conceitos deram origem ao famoso *Teste de Turing*, no qual uma máquina é considerada aprovada se conseguir enganar um juiz com o qual estabelece uma conversação, por um período determinado.

Segundo Müller (2004), todavia, o conceito de IA abarca mais do que a simples simulação de inteligência. Pretende-se, através dela, capacitar o computador a tomar decisões em condições de incerteza, área em que o ser humano ainda é mais hábil. Dentro destas atividades podem ser citadas aquelas que envolvem tarefas de raciocínio (planejamento e estratégia) e de percepção (reconhecimento de imagens, sons, etc.), entre outras.

Segundo Kalogirou (2001), Turing, em 1950, previu que um dia seria possível fazer uma máquina capaz de duplicar adequadamente a inteligência humana. Decorridos mais de 50 anos, esta previsão ainda não se confirmou. Apesar disto, os avanços na área computacional são muito grandes. Por exemplo, segundo Rafiq et al. (2001), atualmente os computadores são uma parte integral e fundamental nas atividades diárias dos engenheiros. Em alguns casos específicos, como nos sistemas de xadrez, a grande capacidade de cálculo das máquinas já permite que as mesmas superem a capacidade de raciocínio humana com facilidade, como evidenciam as derrotas freqüentes de mestres de xadrez para computadores superpoderosos.

As máquinas, todavia, ainda se mostram ineficientes quando é necessário realizar raciocínios complexos, levando em consideração informações imprecisas e incertas. O problema é que uma máquina executa impecavelmente as instruções que lhe são fornecidas, sem se desviar delas ou cometer erros. Os resultados obtidos por um programa vão, portanto, ser decorrentes da aplicação de uma seqüência definida de operações determinadas, executadas num universo de dados conhecidos. Ganascia (1997) argumenta que nada de verdadeiramente novo pode vir à luz a partir deste tipo de raciocínio. O campo de estudos da Inteligência Artificial pretende refutar esta afirmação, baseando-se na capacidade de processamento cada vez maior dos computadores. A possibilidade de realizar milhões de operações matemáticas num instante faz com que os computadores sejam excelentes para analisar cenários. Se forem inseridas regras adequadas de comportamento para cada cenário, o computador pode “tomar decisões de forma inteligente”.

O campo de interesse que abriga os estudos sobre como implementar esta capacidade de raciocínio artificial nas máquinas é freqüentemente referido como Inteligência Computacional. De acordo com Allard e Fuchs (*apud* Medeiros, 1999), a Inteligência Computacional poderia ser definida como um conjunto de modelos, algoritmos, técnicas, ferramentas e aplicações que emula algumas habilidades cognitivas humanas, dentro de um

sistema computadorizado. A mesma engloba a vasta série de abordagens e técnicas que tentam modelar a inteligência através da representação numérica e contínua do conhecimento.

Os conceitos de inteligência e o conhecimento são relacionados com algumas características intuitivas. Uma das características principais relacionadas ao conceito de conhecimento<sup>5</sup> é a criação de um modelo de interpretação da realidade. Já a inteligência<sup>6</sup> está relacionada a um conjunto variado de habilidades humanas, que envolvem a percepção, a comunicação, o raciocínio e a aprendizagem, (ENGEL, 2002).

### 3.2 A EVOLUÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Segundo MacCarthy (2004), a Inteligência Artificial (IA) pode ser expressa como a combinação da ciência e da engenharia de fazer máquinas inteligentes. Para atingir este objetivo é necessário conceber e construir programas de computador sofisticados, que tenham a capacidade de fazer o computador compreender a inteligência humana ou agir de forma parecida ao ser humano.

Em 1936, Alan Turing, descreveu o comportamento de uma máquina digital em termos matemáticos, utilizando-se dos sistemas simbólicos tradicionalmente usados para descrever equações matemáticas. Desta forma, estabeleceu-se um paralelo entre a matemática e a operação de máquinas, que serviu como ponto de origem aos esforços de desenvolvimento de modelos matemáticos que governassem o comportamento das mesmas. Estas idéias, eventualmente, evoluíram para a criação da computação e da robótica. Por isso Turing é considerado um dos pioneiros da área de IA (ENGEL, 2002).

De acordo com Lima e Labidi (2005), os primeiros estudos sobre máquinas inteligentes derivaram da necessidade de desenvolver uma tecnologia voltada para a análise de balística, quebra de códigos e realização de cálculos para projetar a bomba atômica. Surgiram, assim, os primeiros grandes projetos de construção de computadores. Após a II Guerra Mundial o uso do computador ultrapassou o âmbito militar e científico, e o mesmo começou a ser gradualmente utilizado em empresas, indústrias e universidades.

---

<sup>5</sup> Segundo Ferreira (2004) conhecimento é o ato ou efeito de conhecer, ter idéia, noção, informação, notícia, ciência.

<sup>6</sup> Faculdade de aprender, apreender ou compreender; percepção, apreensão, intelecto, intelectualidade; qualidade ou capacidade de compreender e adaptar-se facilmente; capacidade, penetração, agudeza, perspicácia; maneira de entender ou interpretar; interpretação, Ferreira (2004).

O conceito de Inteligência Artificial se consolidou em 1956. Na época, na Universidade de New Hampshire, nos EUA, John McCarthy reuniu vários pesquisadores de renome para estudar uma série de conceitos que os mesmos denominaram de Inteligência Artificial, ou seja, um tipo de inteligência construída pelo homem para dotar a máquina de comportamentos inteligentes. A partir da estruturação desse novo campo do conhecimento, o tema começou a ser pesquisado de forma intensa.

Vários esforços foram feitos no sentido de simular os tipos de raciocínio utilizados pelo ser humano e implementá-los no computador. De acordo com Ganascia (1997), a utilização de técnicas de raciocínio pelos sistemas de IA é resultado da aplicação de regras de bom senso.

Segundo Chau e Chen (2002), com o advento das tecnologias da IA, e sua difusão para microcomputadores nos recentes anos, se tornou interessante integrar a mesma aos sistemas tradicionais de modelagem, com o objetivo de desenvolver ferramentas para resolver vários problemas de engenharia. Segundo Krishnamoorthy e Rajeev (1996), através da aplicação da tecnologia da IA pode-se desenvolver programas de computador que realizam uma grande variedade de tarefas de maneira inteligente, simulando a maneira de resolver problemas enfrentados pelos humanos.

Nos dias atuais diversas áreas, como agricultura, direito, educação, engenharia, medicina, sistema financeiro, entre outros, utilizam recursos de IA para auxílio em uma grande variedade de tarefas, tais como: aprendizado de funções, detecção de fraudes, detecção de padrões de comportamento, mineração de dados, previsão de falhas, processamento de linguagem natural, processamento de linguagem, processamento de imagens, reconhecimento de padrões, representação do conhecimento, sistemas de apoio a decisão e solução de problemas em domínios especializados.

Diversas técnicas de IA podem ser empregadas para a modelagem de informações. Todas buscam simular, de alguma forma, o processo de funcionamento da inteligência humana, fator indispensável para a resolução de problemas de interpretação, como no caso da análise de resultados de NDT, que demandam conhecimento especializado.

Como discutido no capítulo 2, a interpretação de resultados de ensaios não destrutivos (NDT) é uma atividade complexa e especializada, dada a quantidade de dados e a variabilidade de fatores que afetam os fenômenos a serem avaliados. A escassez de especialistas torna atraente a utilização das ferramentas de IA para desenvolver modelos

capazes de auxiliar no diagnóstico e na tomada de decisão. Acredita-se que é possível facilitar e padronizar a análise dos resultados através do desenvolvimento de sistemas que utilizem técnicas de IA.

As técnicas de IA permitem a criação de sistemas dotados de capacidade de emular, de forma simplificada, a estrutura de raciocínio de especialistas. Estes sistemas podem possibilitar que seja feito um pré-processamento dos dados e, através dos mesmos, seja obtida uma estimativa de diagnóstico num curto espaço de tempo. Com a implementação de técnicas de IA é possível, em muitos casos, minimizar os erros cometidos em uma análise.

Dentre as técnicas de IA com maior potencial para superar este problema destaca-se a técnica das RNAs, que permite modelagens não-lineares. O desenvolvimento desta ferramenta foi baseado na análise da própria estrutura de neurônios do cérebro humano e a mesma já está sendo utilizada em diversas áreas, que incluem reconhecimento de caracteres, análise de mercados, controle de processos industriais e diagnósticos médicos, entre outros. No próximo item esta ferramenta é discutida em maior detalhe.

### 3.3 INTRODUÇÃO AS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

De acordo com Corrêa (2004), as RNAs constituem um paradigma computacional diferente do convencional, que tem por base um elemento processador central controlando o sistema. No paradigma neural o processamento é feito de forma distribuída, através dos neurônios artificiais. Os elementos processadores das RNAs operam de maneira paralela, interagindo-se entre si. A rede aprende a resolver uma tarefa que lhe é atribuída através de um algoritmo de treinamento. O funcionamento do modelo depende da dinâmica dos neurônios e da forma como eles são conectados, o que irá determinar o tipo de tarefa que será realizado pela rede. Como as redes são baseadas numa analogia do funcionamento do cérebro, no próximo item aborda-se, sumariamente, alguns aspectos relacionados à forma de operação do mesmo.

#### 3.3.1 Considerações sobre o funcionamento do cérebro humano

Formalmente, de acordo com Müller (2004), a história da IA se inicia nos anos 40, com a emergência de pesquisas relacionadas à análise do funcionamento do cérebro, que tinham

por objetivo entender seu comportamento e utilizar este conhecimento para desenvolver estratégias mais avançadas de programação dos computadores. As pesquisas nesta área, com o passar dos anos, foram se diferenciando em duas linhas: uma biológica, calcada em torno do entendimento do funcionamento do cérebro e dos neurônios; e outra cognitiva, que se preocupava com o processo de acúmulo de conhecimento e tomada de decisão.

Segundo Santos (2001b), desde o início do século passado a comunidade científica tenta, com afinco, entender o funcionamento do cérebro humano. Em 1911, Ramón y Cajál realizou um trabalho pioneiro que introduziu a idéia dos neurônios como elementos constituintes estruturais do cérebro (JOHANSSON, 2000). Desde então se aceita que o cérebro humano é constituído de neurônios, um dos mais eficientes processadores conhecidos até os dias atuais.

Para Kovács (2002), o neurônio biológico é o dispositivo computacional elementar do sistema nervoso. O mesmo possui múltiplas entradas e uma saída. As entradas ocorrem por meio de conexões sinápticas, que conectam a árvore dendrital aos axônios de outras células nervosas. Os sinais que chegam por estes axônios são pulsos elétricos conhecidos por potenciais de ação. Estes constituem a informação que o neurônio irá processar para produzir como saída um impulso nervoso no seu axônio. A figura 3.1 ilustra o modelo de um neurônio humano.

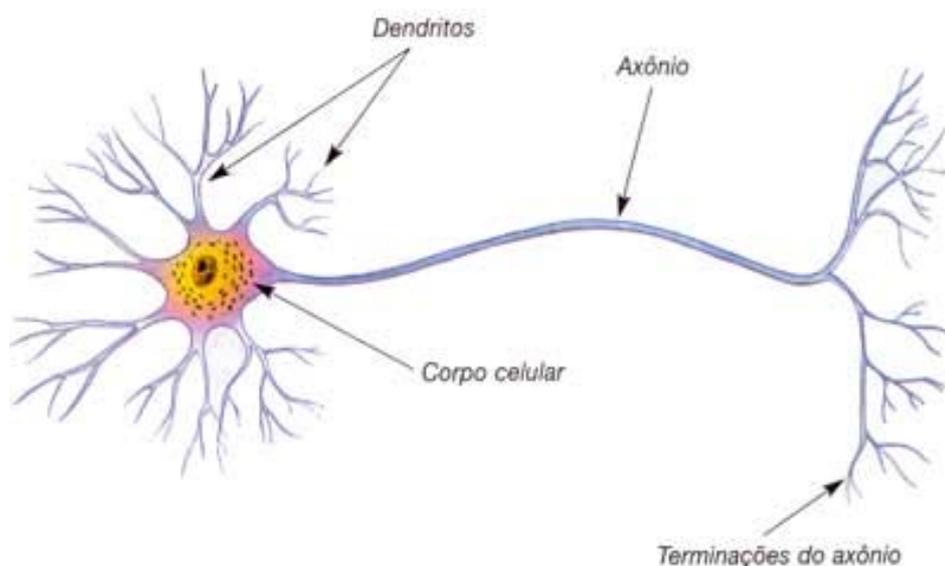


Figura 3.1: modelo de um neurônio (PACKTER, 2005)

Segundo Corrêa (2004), o comportamento de um neurônio irá depender do estado em que o mesmo se encontra e do grau de estimulação que ele recebe. Estes estímulos são provenientes de outros neurônios e chegam como um sinal eletro-químico através dos axônios, que se encaminham até a outra extremidade do neurônio e se ramificam para estabelecer comunicação com as células vizinhas.

Segundo o pesquisador Gerald Edelman, a mente humana é resultado da seleção natural. Durante milhões de anos de evolução a arquitetura do cérebro foi modelada através da genética e da seleção natural (FONSECA, 2005). O aparecimento de sulcos cerebrais cada vez mais acentuados levou a um aumento significativo na área total do cérebro, o que significa ter um maior número de neurônios num mesmo espaço físico. As conexões entre os neurônios não foram predeterminadas, mas foi algo que evoluiu para competir com as circunstâncias impostas pelo ambiente.

De acordo com Haykin (2001), estima-se que existem aproximadamente 10 bilhões de neurônios no córtex humano e 60 trilhões de sinapses. Isto torna o cérebro uma estrutura extremamente eficiente. O cérebro tem uma eficiência energética de  $10^{-16}$  joules por operação por segundo, enquanto que o valor correspondente para os melhores computadores é de aproximadamente  $10^{-6}$  joules por operação por segundo.

No caso dos sistemas de IA, os estudos buscaram entender como o raciocínio humano funciona. A idéia era criar sistemas baseados em analogias das redes neurais, que simulassem a agilidade e a eficiência com que o cérebro realiza suas funções.

O cérebro executa tarefas como reconhecimento de padrões e processamento visual em tempos muito mais rápido do que qualquer computador. Entretanto, o cérebro humano pode ser influenciado pela emoção e não é muito eficiente quando se depara com algum problema que envolve um grande número de variáveis. Além disso, treinar o cérebro humano de forma a que ele execute suas habilidades requer um grande tempo de treinamento.

A Tabela 3.1 demonstra algumas características do cérebro humano, elemento centralizador e controlador de todas as funções do organismo humano. Resumidamente, o cérebro pode ser visto como um sistema paralelo de processamento de alta capacidade, capaz de lidar com informações extremamente complexas, de forma não linear.

Tabela 3.2: algumas características do cérebro humano (Navarro, 1998)

Tipos de elementos de processamento	<i>Existem cerca de 100 tipos de neurônio no cérebro, e ainda não se conhece bem a diferença funcional entre eles.</i>
Número de elementos	<i>Entre 10 bilhões e 1 trilhão de neurônios</i>
Tamanho/volume	<i>Volume no homem: 1500 cc Diâmetro do neurônio: <math>\pm 0,01</math> cm Comprimento máximo do axônio: 1 m</i>
Peso	<i>1450 g</i>
Potência elétrica	<i>10 W</i>
Velocidade de transmissão e chaveamento	<i>De 10 a 100 m/s.</i>
Interconexão de neurônios	<i>200.000 conexões por neurônio</i>
Confiabilidade	<i>Confiabilidade do neurônio: baixa Confiabilidade do sistema: alta</i>
Codificação da informação	<i>Digital com modulação em frequência</i>

### 3.3.2 Histórico de desenvolvimento das RNAs

Segundo Ganascia (1997), durante a década de 40, biólogos, físicos e especialistas em eletrônica decidiram fabricar um modelo do sistema nervoso. Esperava-se, desta forma, compreender os fenômenos cognitivos, através de uma simulação do material biológico no qual tomavam forma.

O trabalho pioneiro sobre as RNAs foi realizado no ano de 1943, por McCulloch e Pitts, sendo seus resultados compilados no artigo clássico denominado “*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*” (McCULLOCH e PITTS, 1943). O estudo envolvia a análise do comportamento de um neurônio biológico. Seu objetivo era criar um modelo matemático que simulasse o comportamento de um neurônio. Este trabalho estabeleceu muitos dos teoremas fundamentais que embasaram os futuros estudos sobre as RNAs.

A tese fundamental defendida por McCulloch e Pitts era de que todo fenômeno psicológico pode ser analisado e compreendido em termos da atividade em uma rede de dispositivos

lógicos de dois estados. As conclusões da pesquisa, enumeradas abaixo, foram de extrema importância para a futura implementação computacional do neurônio formal:

- a) a atividade do neurônio é do tipo *tudo ou nada* (0 ou 1);  
ou seja, o neurônio estará no estado ativado se a sua saída ultrapassar um valor limite. Caso contrário, ficará no estado de repouso. Entende-se por estado ativado transmitir a saída a outros neurônios da rede;
- b) a atividade de qualquer sinapse inibitória previne a excitação do neurônio naquele instante. Esta afirmação teve grande importância na construção do neurônio formal a partir do conceito de pesos, ou seja, cada entrada do neurônio terá um valor associado. Caso este seja positivo, tenderá a excitar a célula. Caso ele seja negativo, tenderá a inibir a mesma (MÜLLER, 2004).

Matematicamente, o modelo de McCulloch e Pitts pode ser expresso pela seguinte equação:

$$x_i(n+1) = f\left(\sum_j^n w_{ij}x_j(n) - \theta_i\right) \quad (3.1)$$

Onde:

$x_i$  – estado do  $i$ -ésimo neurônio ( $i = 1, \dots, n$ )

$n$  – tempo

$f$  – função sinal

$w_{ij}$  – eficiência da conexão

$\theta_i$  – limiar de operação

De acordo com Kovács (2002), a essência da proposta de McCulloch e Pitts consistia na noção de que a inteligência pode ser considerada, essencialmente, como um série de cálculos de predicados, atividade que pode ser implementada por meio de funções booleanas. O sistema nervoso é composto por uma rede de neurônios que, com as devidas simplificações, tem justamente a capacidade de implementar esta função. A ligação entre inteligência e atividade nervosa fica, portanto, de acordo com este autor, estabelecida de forma científica.

De acordo com Sanad e Saka (2001), uma RNA é uma ferramenta computacional que tenta simular a arquitetura e o modo de operar do cérebro humano e seu sistema nervoso, sendo constituída de uma série de elementos de processamento que estão conectados entre si, formando uma rede. Cada elemento processador poderá ter muitas entradas, mas somente uma saída. Para compor os sinais de saída são aplicados pesos aos sinais de entrada, sendo os resultados combinados através de uma função qualquer. Os “pesos sinápticos” representam a força de cada conexão entre os elementos processadores e são determinados através de um exercício de treinamento da rede realizado a partir da análise de uma grande série de valores de entrada e saída conhecidos.

As pesquisas a respeito das RNAs tiveram muitos altos e baixos com o passar dos anos (CYBENCO, 1996). No final da década de 1950, Frank Rosenblatt, Charles Wightman e outros pesquisadores criaram o primeiro neuro-computador a obter sucesso, chamado *Mark I Perceptron*. Devido à profundidade de seus estudos, suas contribuições técnicas e sua maneira moderna de pensar, muitos especialistas da área vêem estes autores como os fundadores da neuro-computação, na forma como a mesma é conhecida hoje. É interessante notar, todavia, que o interesse inicial destes pesquisadores consistia no desenvolvimento de ferramentas de reconhecimento de padrões (TATIBANA e KAETSU, 2005).

O modelo inicial de Rede Neural (RN) proposto por Rosenblatt e Wightman, denominado *Perceptron*, consistia em uma rede linear de neurônios, que são organizados em uma única camada, onde o vetor de entrada alimenta simultaneamente todos os neurônios (SANTOS, 2001b). As limitações do conceito de *Perceptron* foram evidenciadas por Minsky e Papert no livro *Perceptrons*, no qual as propriedades matemáticas das primeiras RNAs são analisadas. Os mesmos demonstraram que os *perceptrons* não eram adequadas para resolver problemas de classificação simples. Estas dificuldades restringiram o avanço das pesquisas na área durante algum tempo. Todavia, com o advento dos microprocessadores, pequenos e baratos, se tornou praticável a implementação de máquinas de conexão compostas de milhares de microprocessadores. Esta mudança, aliada ao desenvolvimento de estratégias para solução de alguns problemas teóricos importantes, deu novo impulso às pesquisas.

Durante os anos 60 prosseguiram os desenvolvimentos de conceitos relativos às RNAs, com o aprimoramento do modelo original de *Perceptron* e o surgimento de variantes de

estruturação das redes, como o *Adaline*. Ambos os modelos utilizavam as mesmas idéias genéricas, porém se diferenciavam em termos da lógica de aprendizado.

A década de 70 foi marcada por um excessivo entusiasmo, derivado de previsões sobre a iminência do desenvolvimento de máquinas tão poderosas como o cérebro humano. Estas previsões, pouco confiáveis para a época, acabaram por afetar a credibilidade dos vários estudos da área, inclusive aqueles relacionados às RNAs (TATIBANA e KAETSU, 2005).

Nos anos 80 as RNAs, através de refinamentos nas técnicas de ajuste das ligações sinápticas, provocaram uma retomada de interesse pelas abordagens conexionistas. Porém para que se pudesse obter resultados eficazes, o modelo informático começou a se distanciar da analogia biológica (GANASCIA, 1997). Rumelhart, Hinton e Willians propuseram, em 1986, o algoritmo de retropropagação de erro (EBP<sup>7</sup>), o qual fez com que as RNAs tomassem a forma como é reconhecida nos dias atuais (PINHEIRO, 2005). O funcionamento das redes é abordado em maior detalhe a seguir.

### 3.3.3 Funcionamento das RNAs

O cérebro humano possui uma rede de ligações inimaginável. Segundo Medeiros (2003), o vislumbre de um software, rodando em um computador, que emule certas condições que ocorrem em um cérebro humano, é algo fascinante. As RNAs se caracterizam justamente por ser um método de solucionar problemas através da construção de um sistema artificial que tenta reproduzir o comportamento do cérebro humano, gerando um simulacro de raciocínio. Isto as coloca dentro da esfera das técnicas de IA, ou seja, das técnicas de programação que buscam dotar as máquinas de uma aparente capacidade de aprendizado, permitindo que as mesmas “*aprendam com a experiência*” e “*façam descobertas*”.

Para Sage (*apud* Haykin, 2001), o objetivo da IA consiste em desenvolver paradigmas ou algoritmos que permitam às máquinas realizar tarefas cognitivas nas quais os humanos atualmente são melhores. Para este fim um sistema de IA deverá ser estruturado para cumprir três funções fundamentais: representar o conhecimento, operar com o conhecimento armazenado (raciocínio) e ampliar este conhecimento com a experiência (aprendizagem).

---

<sup>7</sup> EBP – do inglês *Error back-propagation*

O funcionamento das RNAs se baseia no estabelecimento de relações entre estímulos de entrada e de saída de um sistema, e apresentam a vantagem de que, para este fim, não é necessário estabelecer um modelo matemático prévio que defina a forma destas relações. As redes aprendem estas relações dos próprios dados, a partir de um processo de treinamento, de forma semelhante ao aprendizado do cérebro humano. Para Mendes Junior (1997) uma RNA é basicamente uma simulação em computador do funcionamento do cérebro. Consiste de vários elementos simples de processamento, interligados por meio de conexões. Cada elemento ou nó de uma RNA recebe sinais que chegam do exterior da rede ou de outros nós, processa os mesmos, e envia um sinal de resposta para a sua saída. O resultado consiste do estado da rede após ter atingido alguma situação de equilíbrio.

Engel (2002) descreve as RNAs como processadores paralelos distribuídos de grande capacidade, constituído de unidades de processamento simples, que se encontram interligados por elos que possuem parâmetros ajustáveis. Estes parâmetros ajustáveis foram denominados de pesos sinápticos, em analogia às sinapses biológicas, e permitem controlar a intensidade das conexões entre os neurônios que formam as redes. De acordo com Tsai et al (2001), o funcionamento da rede é largamente determinado pelo valor destas conexões entre os seus elementos. Os pesos sinápticos armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede.

FABRI (2005) define as RNAs como sistemas paralelos distribuídos, compostos de *nodos* (unidades de processamento simples) que computam determinadas funções matemáticas. Os *nodos* são dispostos em uma ou mais camadas e interligados por um grande número de conexões (associadas a pesos na maioria dos modelos). Esses nodos são denominados neurônios artificiais. Os mesmos são a unidade fundamental de processamento da informação para a operação de uma RNA, recebendo uma ou mais entradas e as transformando em saídas. A figura 3.2 mostra o funcionamento básico de um neurônio (HAYKIN, 2001).

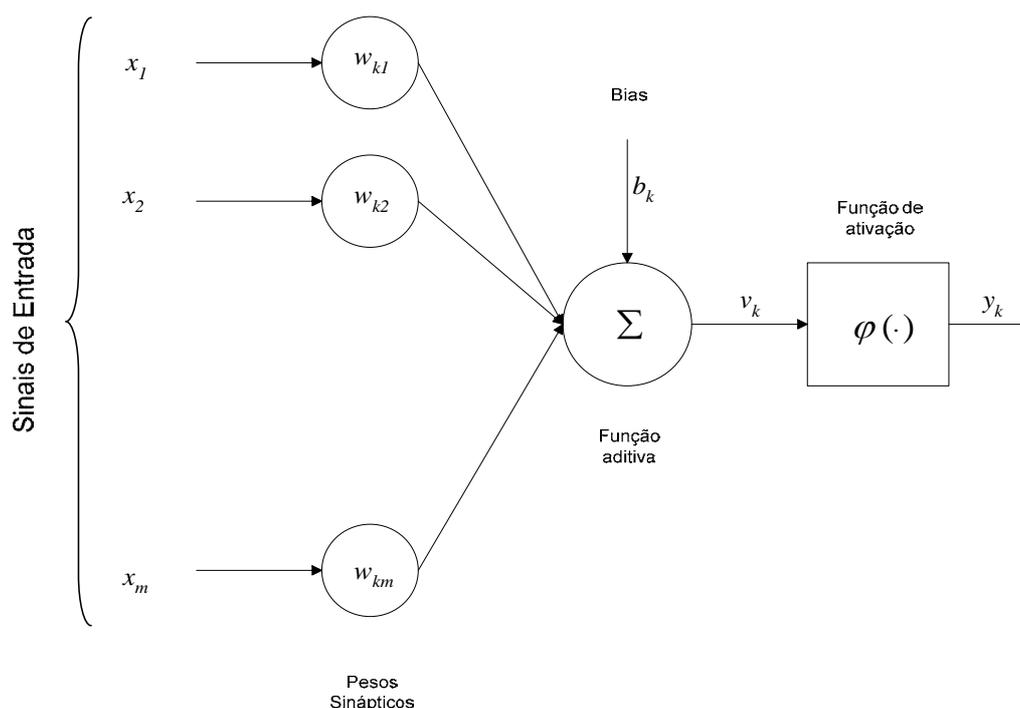


Figura 3.2: modelo não-linear de um neurônio (HAYKIN, 2001).

Os coeficientes de correlação entre os neurônios constituem os pesos sinápticos. Eles recebem uma série de dados de entrada ou estímulo, cada qual sendo ativado com um certo peso sináptico. Estes estímulos são combinados através de uma função aditiva que pode ser influenciada por uma tendência (ou *bias*) introduzida no sistema. O resultado é filtrado por uma função de ativação que gera um sinal de saída com uma certa intensidade, que servirá de estímulo para o próximo neurônio.

Esta função de ativação também é conhecida como função restritiva, pelo fato de restringir o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída a um valor finito, (HAYKIN, 2001). Os sinais apresentados na entrada da rede se propagam pelas camadas da rede gerando, na camada de saída, os sinais de saída da rede.

As funções de ativação realizam o processamento dos sinais recebidos por cada neurônio individualmente e o transformam em um estado de ativação neural. A razão para o uso de funções de ativação diferentes da função identidade reside na necessidade de se limitar os valores de saída da rede, bem como no interesse em estabelecer um limiar de ativação para que um neurônio propague seu sinal adiante. O uso de diferentes tipos de funções de ativação, portanto, consiste na delimitação da amplitude do sinal de saída do neurônio, e a escolha deve ocorrer através de um método experimental (HAYKIN, 2001).

Segundo Altran *et al.* (2005), as funções de ativação de um neurônio artificial são funções diferenciáveis e não-lineares. Esta não linearidade se torna importante para que a função de ativação forneça à RNA uma saída similar à de um neurônio, que normalmente não é linearmente dependente de suas entradas. As funções sigmóides<sup>8</sup> são utilizadas na maioria das aplicações de RNAs, por serem funções complexas e diferenciáveis (MUELLER, 1996).

Segundo Engel (2002), a arquitetura das redes dota-as de uma propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. As RNAs podem adquirir, armazenar e utilizar conhecimento extraído através da utilização de algum tipo de algoritmo de aprendizagem. O conhecimento fica armazenado na forma de estados estáveis ou mapeamentos de pesos sinápticos que são incorporados na rede de processadores simples.

Haykin (2001) considera que uma RN extrai seu poder computacional de sua estrutura maciça e de sua habilidade de aprender (fazer generalizações), ou seja, de produzir saídas para combinações de estímulos não empregadas durante o treinamento (causando uma extensão do conhecimento). Estas duas capacidades permitem às RN solucionar problemas complexos, que podem ser intratáveis por técnicas tradicionais de análise.

Para funcionar, as redes precisam ser treinadas. Isto é feito expondo-as a uma série elevada de dados de entrada e de saída conhecidos, que lhes permitem estimar coeficientes de correlação para cada camada. O algoritmo EBP é utilizado para minimizar o erro entre os valores estimados e os reais, usando mínimos quadrados. Esta regra consiste de dois passos através das diferentes camadas da rede: um passo a frente, a propagação, e um passo atrás, a retropropagação. Quando a rede converge para um conjunto de valores mínimos de erro, seus coeficientes estão definidos e podem ser usados para estimar os resultados para um novo grupo de dados de entrada, compatíveis com aqueles usados no treinamento.

Para Haykin (2001), na propagação um vetor de entrada é aplicado aos nós sensoriais da rede e seu efeito se propaga através da rede, produzindo um conjunto de saídas como resposta. Durante o passo para trás os pesos sinápticos são ajustados de acordo com uma regra de correção de erro. O ajuste dos pesos faz com que a resposta real da rede se mova para mais perto da resposta desejada, em um sentido estatístico.

---

<sup>8</sup> A função sigmóide é a forma mais comum de ativação utilizada nas RNAs, É uma função estritamente crescente que exibe um balanceamento adequado entre o comportamento linear e o não linear, Haykin (2001)

A principal característica de uma RNA é a generalização dos conhecimentos de forma a fazer com que a rede seja capaz de dar respostas corretas, mesmo quando as entradas não fizeram parte do seu conjunto de treinamento. A generalização pode ser considerada como um método de aproximação de funções a partir de amostras conhecidas (SANTOS, 2001a). Partindo-se do princípio que a RN foi bem treinada e, após o seu treinamento, recebe sinais desconhecidos, porém semelhantes aos que foram utilizados anteriormente, a resposta da RN será semelhante (YUSA *et al.* 2002). Desta forma pode-se mapear sinais novos recebidos, desde que a RNA tenha uma base de dados significativa para poder diferenciar as várias situações a que pode estar exposta.

Em 1949, Donald Hebb, no livro “*The Organization of Behavior*”, apresentou o conceito de atualização de pesos sinápticos e propôs uma lei de aprendizagem específica para as sinapses, introduzindo quatro pontos importantes (Cardon e Muller, 2005):

- a) numa RN a informação é armazenada nos pesos;
- b) o coeficiente de aprendizagem é proporcional ao produto dos valores de ativação do neurônio;
- c) os pesos são simétricos;
- d) quando ocorre o aprendizado os pesos são alterados.

A programação de uma RNA consistirá da determinação de um conjunto de exemplos de treinamento, da forma da função de ativação dos neurônios artificiais, da topologia ou arquitetura da rede e do tipo de algoritmo de aprendizado (CORRÊA, 2004). A partir da definição destes parâmetros poder-se-á passar para as etapas de criação do modelo da RNA para realizar-se uma representação não linear dos problemas que se desejam resolver. O conjunto de treinamento poderá ser incrementado com o passar do tempo sem necessitarmos alterar a programação da RNA. Este é um diferencial significativo deste tipo de programação em relação aos programas computacionais tradicionais.

### 3.4 TREINAMENTO DAS RNAS

Como enfatizado no item 3.3.2, as RNAs representam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos vivos inteligentes, capazes de adquirir conhecimento através da análise de experiências prévias (TATIBANA e KAETSU, 2005). Segundo Haykin (2001),

a propriedade mais importante para uma RNA é a sua habilidade de aprender a partir do ambiente no qual ela está inserida, melhorando seu desempenho através da aprendizagem. De fato, pode-se afirmar que, dentre todas as propriedades das RNAs, a que melhor captura uma característica humana é a habilidade de aprender.

O interessante é que, ao invés de definir um modelo e especificar todos os detalhes computacionais envolvidos, tem-se a possibilidade de treinar uma RNA que é capaz de estabelecer uma série de conexões entre inputs e outputs. Desta forma pode-se tratar problemas nos quais as regras de correlação entre estímulos e resultados são muito difíceis de se estabelecer (BOCANEGRA, 2002).

Para que uma RNA possa aprender, se faz necessário apresentar um conjunto de exemplos à mesma, de forma sequencial e interativa. Em cada iteração, os pesos sinápticos e as tendências (*bias*) são ajustadas. Este processo deve se repetir até o objetivo da rede ser alcançado. Teoricamente, uma RNA torna-se mais instruída a cada passo do processo de aprendizagem (GONÇALVES, 2003).

Ainda segundo Gonçalves (2003), o treinamento de uma rede é realizado pela aplicação sequencial dos vetores de entradas e saída, enquanto os pesos da RNA são ajustados de acordo com um procedimento de treinamento pré-determinado. Durante a fase de treinamento os pesos de RNA convergem, de maneira gradual, buscando reduzir o erro entre os valores de saída estimados pela rede e os valores de saída registrados em situações reais.

Segundo Fabri (2005), a estrutura das RNAs lhes permitem fazer interpolações e extrapolações sobre o que aprenderam. Pode-se programar as RNAs para buscar continuamente atualizar a intensidade das conexões entre os neurônios. Ou seja, após o treinamento inicial, a rede pode sofrer um processo contínuo de aprendizado. Mendel e McLaren (*apud* HAYKIN, 2001) consideram que: *“a aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre”*. Esta definição implica na seguinte seqüência de eventos:

- a) a rede neural é estimulada por um ambiente;
- b) a rede neural sofre modificação nos seus parâmetros livres;

- c) a rede neural responde de uma maneira nova, em decorrência de modificações ocorridas na estrutura interna da mesma.

De acordo com Haykin (2001), o procedimento utilizado para que se realize o processo de aprendizagem chama-se de algoritmo de aprendizagem, e tem por função alterar os pesos sinápticos da rede, com vistas a alcançar o objetivo proposto. A seguir se discute os sistemas mais comuns de treinamento das redes.

Segundo Luger (2004), as RNAs não aprendem adquirindo sentenças de uma linguagem simbólica. Semelhante ao cérebro humano, que consiste em um grande número de células nervosas interconectadas, as RNAs são sistemas de neurônios artificiais interconectados. O conhecimento do sistema está implícito na organização e interação destes neurônios. Ao invés de construir um modelo explícito do mundo, eles são moldados por ele. As RNAs aprendem modificando a sua estrutura global, de modo a se adaptar às contingências do mundo que habitam, ao invés de adicionarem representações a sua base de conhecimento.

Herbert Simon *apud* Luger (2004) define o aprendizado como sendo qualquer mudança num sistema que melhore o seu desempenho na segunda vez que ele repetir a mesma tarefa.

Todas as técnicas de aprendizado têm uma coisa em comum. Além do fato de que, o aprendizado em si, é um fator muito importante para todas as aplicações que envolva as RNAs. De acordo com Luger (2004), em RNAs os padrões de um determinado domínio são codificados como vetores numéricos. As conexões entre os componentes também são representadas por valores numéricos e a transformação de padrões será o resultado de operações numéricas, normalmente multiplicações de matrizes.

### 3.4.1 Aprendizado supervisionado

O aprendizado supervisionado se dá com intervenção externa, como indicado na figura 3.3. Segundo Fabri (2005), este é o método de treinamento mais comum empregado para as RNAs.

O objetivo do aprendizado consiste em ajustar os parâmetros da rede (os pesos sinápticos e as tendenciosidades), objetivando encontrar a ligação mais adequada entre pares de estímulos de entrada e saída conhecidos.

Para cada padrão de entrada submetido, será comparada a resposta desejada e a calculada pela RNA, sendo ajustados os pesos das conexões, de forma a minimizar o erro.

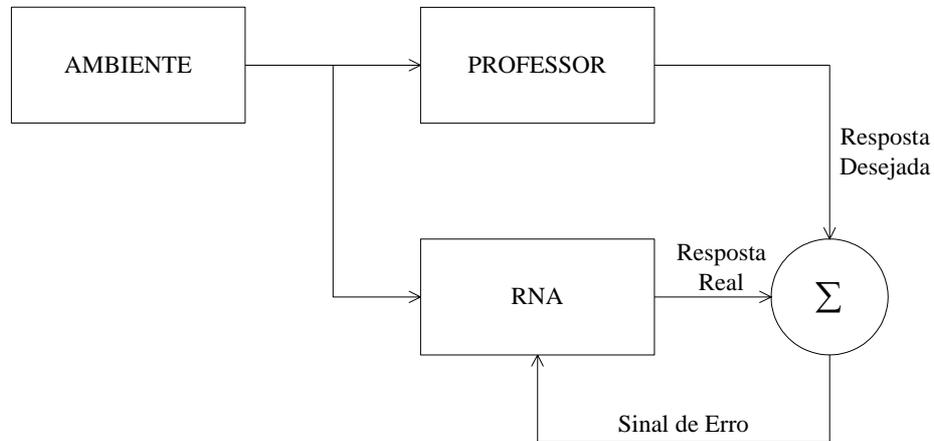


Figura 3.3: diagrama em blocos da aprendizagem supervisionada, (HAYKIN, 2001)

Os exemplos mais conhecidos de algoritmos para aprendizado supervisionado são a Regra Delta e a sua generalização para redes de múltiplas camadas, o método de retropropagação de erro. O EBP, proposto por Rumelhart, Hinton e Williams, tornou-se o procedimento mais usual para treinamento das RNAs (KOVÁCS, 2002).

A desvantagem principal deste tipo de aprendizado é que se necessita conhecer os valores de resposta para cada padrão apresentado à RNA (BALESTRASSI, 2000).

### 3.4.2 Correção de erros

O processo de aprendizado por correção de erros busca minimizar a diferença entre a soma ponderada das entradas dos pesos (saída calculada) e a saída desejada, ou seja, o erro de resposta da rede (FABRI, 2005).

O sinal de saída do neurônio  $k$ , representado por  $y_k(n)$ , é comparado com a resposta desejada, representada por  $d_k(n)$ . Conseqüentemente é produzido um sinal de erro, representado por  $e_k(n)$  (HAYKIN, 2001). A fórmula 3.2 representa este sinal de erro.

O sinal de erro aciona um mecanismo de controle com o propósito de fazer ajustes corretivos aos pesos sinápticos. Os ajustes são feitos buscando-se aproximar passo a passo o sinal de saída da resposta desejada. Este objetivo é alcançado minimizando-se uma função de custo. Os ajustes dos pesos continuam até que o sistema atinja um estado estável, ponto no qual o processo é encerrado (HAYKIN, 2001).

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad 3.2$$

onde

$e_k(n)$  = sinal de erro

$y_k(n)$  = sinal de saída

$d_k(n)$  = resposta desejada

### 3.4.3 Aprendizado não supervisionado

No aprendizado não supervisionado a RNA é desprovida de uma saída desejada para ser utilizada no melhoramento de seu comportamento e o conjunto de treinamento consiste de somente entradas. A rede tenta, nesse caso, descobrir aspectos comuns entre as entradas separando os padrões entre si (BALESTRASSI, 2000). O processo de treinamento extrai as propriedades estatísticas do conjunto de treinamento e agrupa os vetores similares em classes. A aplicação de um vetor de entrada pertencente a uma determinada classe à entrada da RNA produzirá um vetor de saída específico. Todavia, não existe maneira de se determinar qual o padrão que será produzido na saída para um vetor de entrada de uma determinada classe antes de seu treinamento (BOCANEGRA, 2002).

De acordo com von Zuben (2003), cada amostra do conjunto de treinamento descreve uma lista de atributos que caracterizam um evento ou objeto. A necessidade de expressões numéricas dos atributos não representa uma restrição importante. A informação que se deseja extrair pode ser de diversas naturezas. Sabe-se que pontos próximos no espaço de atributos correspondem a amostras com forte semelhança nos atributos e que pontos que estão uniformemente distribuídos neste espaço correspondem a amostras que apresentam o mesmo nível de correlação de atributos entre si.

Uma vez que a rede se ajuste para as regularidades estatísticas dos dados de entrada ela desenvolve a habilidade de formar representações internas para codificar as características da entrada, criando novas classes (Becker, *apud* HAYKIN, 2001).

#### 3.4.4 Aprendizado Hebbiano

Segundo Haykin (2001), o postulado de aprendizado de Hebb é a mais antiga e famosa de todas as regras de aprendizagem. Ela foi proposta pelo neuropsicólogo Hebb, em 1949.

A teoria de Hebb tenta descrever o processo de aprendizagem a partir do estudo das interconexões entre os neurônios no cérebro. Segundo o autor, quando dois neurônios ficavam ativos ao mesmo tempo, a ligação entre os dois recebia um reforço. Já se dois neurônios em cada lado de uma sinapse são ativados de forma assíncrona, aquela sinapse deve ser enfraquecida.

A idéia básica de Hebb era postular o comportamento dos neurônios a nível individual. Segundo este postulado, quando um axônio de uma célula “A” está próximo o suficiente de excitar a célula “B” e repetidamente ou persistentemente participa da ativação desta, um processo de crescimento ou mudança metabólica ocorre em uma ou ambas as células (HAYKIN, 2001).

De acordo com Kovács (2002), o aprendizado era reduzido a um processo local, no qual a intensidade das conexões sinápticas é alterada apenas em função dos erros detectáveis localmente. Este princípio local pode ser traduzido no seguinte algoritmo: ao apresentar-se o  $i$ -ésimo exemplo, os parâmetros  $w_i$  devem ser atualizados segundo a equação 3.3:

$$w_i^{novo} = w_i^{velho} + \Delta w_i \quad 3.3$$

A sinapse Hebbiana tem as seguintes características (MENEZES, 2001):

- a) depende do tempo;
- b) é altamente local;
- c) é capaz de aumentar sua eficiência em função da correlação entre atividades pré e pós-sinápticas.

### 3.4.5 Aprendizado por competição

Na aprendizagem por competição os neurônios de saída de uma RNA competem entre si com o objetivo de se tornar ativos. Somente um neurônio estará ativo em um determinado instante, e essa característica torna este tipo de aprendizagem muito adequada para descobrir características estatisticamente salientes que poderão ser utilizadas para a classificação de um conjunto de padrões de entrada (HAYKIN, 2001).

O aprendizado por competição é um caso particular do aprendizado não supervisionado. O sinal de saída  $y_k$  do neurônio vencedor é definido como de valor um e para os neurônios perdedores a competição são colocados em zero. Desta forma, segundo Haykin (2001), os neurônios individuais da rede aprendem a se especializar e se tornar detectores para diferentes padrões de entrada. De acordo com Menezes (2001), em uma RNA competitiva existem os seguintes componentes:

- a) um conjunto de neurônios interligados a diversas sinapses aleatoriamente distribuídas e com pesos diferentes de forma que cada uma deles possui uma resposta única a determinado conjunto de sinais de entrada;
- b) um limite de força a cada neurônio;
- c) um mecanismo que permita aos neurônios competirem pelo direito de responder a um determinado conjunto de entradas.

Segundo o mesmo autor essa estrutura possui a característica de que cada neurônio se torna especialista em reconhecer determinados padrões de entrada. Para que um neurônio  $j$  possa ser considerado o vencedor, seu nível interno de atividade  $v_j$  para um determinado padrão de entrada  $x$  deve ser maior que todos os demais.

### 3.4.6 Aprendizado por reforço

Este tipo de aprendizado pode ser utilizado quando a informação que temos é parcialmente disponibilizada sobre a certeza da resposta da RNA. Sabe-se somente se a saída é certa ou errada, (BALESTRASSI, 2000). De acordo com Santos (2001b), no aprendizado por reforço a resposta da RNA é avaliada externamente. Difere-se do aprendizado supervisionado devido ao conjunto de respostas desejadas e na medida do desempenho. Neste aprendizado a informação de realimentação fornecida a RNA é se a saída

determinada esta correta, não fornecendo a resposta correta para o padrão de entrada. Este método possui suas origens na aprendizagem aplicada a animais pela psicologia, onde as respostas seguidas de gestos de recompensa tendem a ser repetidas pelo animal, enquanto as respostas seguidas de gestos de reprovação tendem a ser esquecidas. Logo, o método é baseado em entradas e saídas mapeadas por um processo de tentativa e erro que busca maximizar um índice escalar de performance chamado sinal de reforço (MENEZES, 2001).

### 3.5 ARQUITETURAS DAS RNAS

As redes funcionam através da utilização de arquiteturas formadas por conjuntos de neurônios artificiais. As principais arquiteturas propostas são discutidas a seguir.

#### 3.5.1 Perceptron de camada única

O *Perceptron* é uma rede de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares. Seu conceito foi criado por Rosenblatt, inspirado num modelo da retina humana. Segundo Oliveira (2000), este foi o primeiro modelo de RNA. Ele se constitui de um número fixo  $N$  de elementos, cada um dos quais supridos por um padrão de entrada por meio de  $L$  canais. Cada padrão de entrada era descrito por um vetor de características e pertencia a uma das classes pré-estabelecidas (PINHEIRO, 2005). O primeiro modelo de RNA consistiu em uma rede de duas camadas (uma de entrada, utilizada apenas para redistribuição da informação de entrada, e outra de saída, onde o processamento é realmente realizado) formadas por neurônios binários (BITTENCOURT, 2005).

No *perceptron* de camada única não existem neurônios ocultos. Desta forma, ele não poderá classificar padrões que não sejam linearmente separáveis (PINHEIRO, 2005).

Segundo Engel (2002), um *perceptron* elementar com um único neurônio na saída pode aprender a identificar padrões linearmente separáveis, classificando-os em relação a uma classe de interesse. Se o valor da saída for positivo então o padrão apresentado pertence à classe. O *perceptron* é a forma mais simples de rede que pode ser utilizada para classificação de padrões linearmente separáveis. O seu algoritmo converge e posiciona a superfície de decisão na forma de um hiperplano de duas classes.

O objetivo do *perceptron* é classificar corretamente um conjunto de estímulos aplicados externamente em duas classes. Todavia estas duas classes deverão estar suficientemente separadas entre si, de tal forma que consiga-se desenhar um hiperplano como fronteira de decisão (HAYKIN, 2001).

### 3.5.2 Perceptron de múltiplas camadas

Proposto por Rosenblat, em 1958, este é um dos modelos mais conhecidos de RNA. O *perceptron* de múltiplas camadas (MLP<sup>9</sup>) pode ser considerado uma extensão do conceito do *perceptron* de camada única. Porém, neste caso, ao invés de uma camada oculta, são usadas várias camadas, com o objetivo de melhorar o desempenho da RNA. A figura 3.4 mostra um modelo esquemático de um MLP com quatro camadas, sendo duas camadas intermediárias ocultas, que serão utilizadas apenas para ajuste do modelo. Tanto o número de neurônios em cada camada quanto as funções de conexão entre as camadas podem ser variadas.

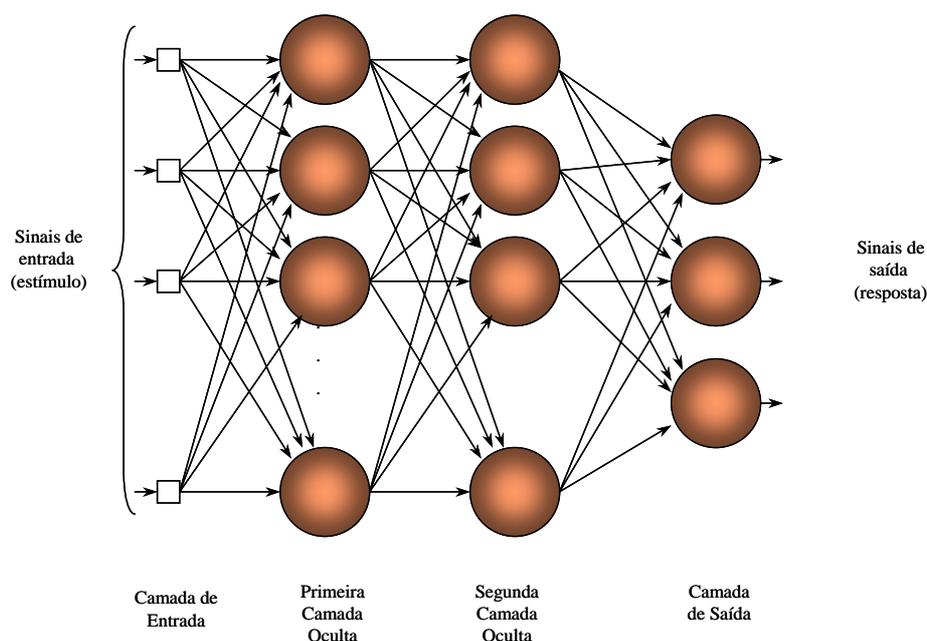


Figura 3.4:diagrama – Representação de um MLP com duas camadas ocultas (HAYKIN, 2001)

<sup>9</sup> MLP – do inglês *Multilayer perceptron*

De acordo com Sriram (1997), os MLP são capazes de representar complexas superfícies de decisão. Um aumento no número de neurônios nas camadas ocultas fornece aos MLP a habilidade de descrever essas superfícies com maior detalhe. Através da utilização da rede MLP pode-se implementar qualquer função contínua com uma camada intermediária. A utilização de duas camadas intermediárias permite que seja feita a aproximação de qualquer função (Cybenko, *apud* BOCANEGRA, 2002).

Para Haykin (2001), um MLP possui três características distintivas:

- a) o modelo de cada neurônio da rede inclui uma função de ativação não linear;
- b) a rede contém uma ou mais camadas de neurônios ocultos;
- c) a rede exibe alto grau de conectividade.

Da combinação destas características com sua habilidade de aprender através de seu treinamento deriva o poder computacional do MLP.

Os MLP têm sido utilizados com sucesso para resolver diversos problemas, aparentemente de difícil solução, através de seu treinamento de forma supervisionada. No treinamento se utiliza um algoritmo muito popular, baseado na regra de aprendizagem por correção de erro, que é conhecido como algoritmo de retropropagação de erro (EBP). De acordo com Haykin (2001), a aprendizagem por retropropagação do erro consiste de dois passos através das diferentes camadas da rede. Primeiramente tem-se um passo a frente, a propagação, e logo a seguir um passo para trás, a retropropagação.

Na primeira etapa os dados do vetor de amostra serão propagados pelas camadas ocultas até a camada de saída, gerando um resultado. Estas camadas ocultas têm como objetivo melhorar o desempenho de rede, aumentando a possibilidade de divisão do espaço de entrada de maneira não-linear. Na fase de retropropagação a informação sobre o erro de estimativa cometido é enviada de volta às camadas anteriores e a atualização dos pesos é feita. A técnica permite trabalhar com qualquer número de camadas ocultas (SANTOS, 2001a).

Na fase de retropropagação os pesos sinápticos são ajustados de acordo com uma regra de correção de erro. A resposta real é subtraída da resposta desejada, visando produzir um sinal de erro que será propagado para trás através da RNA, contra a direção das conexões

sinápticas. O ajuste dos pesos sinápticos faz com que a resposta real da rede se mova em direção da resposta desejada (HAYKIN, 2001).

Existe uma garantia de convergência se a superfície do erro for simples. Uma forma de visualizar a influência do treinamento da rede no valor do erro está ilustrada pela figura 3.5. Os valores dos pesos da rede definem a coordenada de um ponto da superfície do erro. O erro produzido pela rede, para cada combinação de valores de pesos, é dado pela altura da superfície naquele ponto.

O desempenho do treinamento é medido pelo erro médio quadrático, definido como a média dos erros instantâneos para todos os vetores de treinamento. As modificações dos pesos acontecem a cada apresentação de um padrão de entrada, de acordo com a regra do gradiente descendente. Cada peso é ajustado de acordo com a sua contribuição ao erro, buscando-se produzir deslocamentos na direção do gradiente descendente do erro. O erro médio quadrático será minimizado através da utilização deste procedimento (ENGEL, 2002). A velocidade de convergência irá depender da taxa de aprendizado ( $\eta$ ), que irá determinar o tamanho do passo em cada iteração.

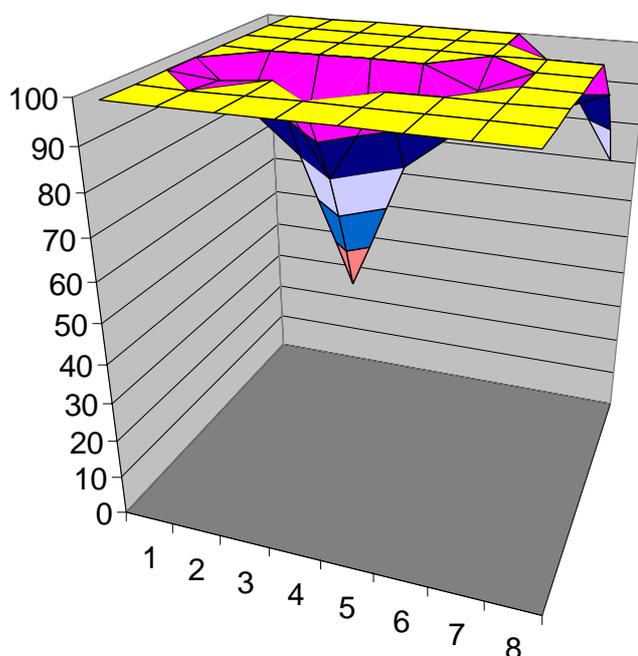


Figura 3.5: exemplo de superfície de erro de uma Rede MLP

A utilização do algoritmo de retropropagação fornece uma aproximação para a trajetória no espaço de pesos que é calculada pelo método da descida mais íngreme. Através da utilização deste método quanto menor for o parâmetro da taxa de aprendizagem ( $\eta$ ) menor serão as variações dos pesos sinápticos da rede, entre as suas iterações, e mais suave será a trajetória no espaço de pesos. Esta melhoria é obtida através de uma taxa de aprendizagem muito lenta. Se a taxa de aprendizagem for muito grande as grandes modificações dos pesos sinápticos resultantes poderão tornar a rede instável (Haykin, 2001).

De acordo com Kovács (2002), o maior problema associado com a retropropagação é a existência de regiões muito planas na superfície de erro, que fazem com que a rede tenha dificuldade em definir uma tendência de ajuste.

O desenvolvimento do algoritmo de retropropagação representa um marco nas RNAs, pois fornece um método computacional eficiente para que seja feito o treinamento dos MLP. Apesar de não fornecer uma solução ótima para todos os problemas resolúveis, ele acabou com o pessimismo sobre o aprendizado nas redes MLP (HAYKIN, 2001). Este algoritmo propõe uma forma de definir o erro dos nodos das camadas intermediárias, possibilitando o ajuste de seus pesos através do método do gradiente.

Alguns dos problemas mais importantes enfrentados no treinamento de redes MLP dizem respeito à definição dos parâmetros iniciais de operação. Pequenas diferenças nestes parâmetros podem levar a grandes divergências tanto no tempo de treinamento como na generalização obtida. O principal problema que será enfrentado diz respeito a lentidão do algoritmo para superfícies complexas. Uma forma de minimizar este problema é considerar efeitos de segunda ordem (taxa de *momentum*) para o gradiente descendente. Não é raro o algoritmo convergir para mínimos locais, que são pontos na superfície de erro que apresentam uma solução estável, embora não seja correta.

A inclusão da taxa de *momentum* é uma das técnicas mais utilizadas para acelerar o processo de treinamento e evitar mínimos locais. O termo *momentum* é representado pela equação 3.4:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j(t) x_i(t) + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) \quad 3.4$$

Onde  $\alpha$  representa a taxa de *momentum* a ser utilizada no processamento do aprendizado da rede. A inclusão da taxa de *momentum* na fórmula de ajuste dos pesos aumenta a

velocidade de aprendizado e reduz o perigo de instabilidade. A taxa momentum pode acelerar o treinamento em regiões muito planas da superfície de erro.

### 3.5.3 Redes de função de base radial

Neste tipo de RNA as unidades neurais elementares, ou *perceptrons*, são substituídos por funções gaussianas, como demonstra a equação 3.5. Estas funções gaussianas tem médias  $\mu_j$  e variâncias  $\beta_j$  (CYBENCO, 1996).

$$\sum_j \alpha_j \exp\left(-\beta_j \|x - \mu_j\|^2\right) \quad 3.5$$

Segundo Martin (2000), quando uma rede de base radial (RBF<sup>10</sup>) é usada para realizar uma tarefa de classificação de padrões, o problema é resolvido basicamente pela sua transformação para um espaço de alta dimensionalidade, de uma forma não-linear.

Enfocando o projeto de RNA como um problema de aproximação tem-se o ponto de vista que o ato de aprender é equivalente ao de encontrar uma superfície que forneça o melhor ajuste para os dados de treinamento. A generalização da metodologia equivale à utilização desta superfície multidimensional para interpolar os dados de teste. Esse enfoque, em essência, consiste no método das RBF (MARTIN, 2000).

A construção de uma RBF envolve três camadas com papéis diferentes. A camada de entrada é constituída por nós de fonte (unidades sensoriais) que conectam a rede ao ambiente. A segunda camada, a única camada oculta da rede, aplica uma transformação não-linear do espaço de entrada para o espaço oculto, geralmente de alta dimensionalidade. A camada de saída é linear e fornece a resposta da rede ao padrão de ativação aplicado à camada de entrada (HAYKIN, 2001).

### 3.5.4 Máquinas de Comitê

As máquinas de comitê são utilizadas para resolver problemas de reconhecimento de padrões. Em decorrência do fato de levar em conta um conjunto de sistemas reconhecedores, esta técnica é mais eficaz no reconhecimento (HIRAYAMA, 2004).

<sup>10</sup> RBF – do inglês *Radial-basis function*

De acordo com Haykin (2001) as máquinas de comitê são aproximadores universais, podendo ser classificadas em duas categorias:

- a) estruturas estáticas: as respostas de vários especialistas são combinadas por meio de um mecanismo que não envolve o sinal de entrada;
- b) estruturas dinâmicas: o sinal de entrada está adiante, envolvido na atuação do mecanismo que integra as saídas dos especialistas em uma saída global.

A expectativa é que os especialistas diferentemente treinados, utilizando uma máquina de comitê, convirjam para diferentes mínimos locais na superfície de erro e que, desta forma, seja aumentado o desempenho global combinando-se as saídas (HAYKIN, 2001).

### 3.5.5 Mapas Auto-organizáveis (Redes de Kohonen)

A rede de Kohonen é uma estrutura composta por duas camadas de neurônios. A primeira camada tem seus neurônios completamente interconectados com os neurônios da segunda camada, como explica Almeida (2000).

O objetivo de uma rede de Kohonen é traçar vetores da entrada de dimensão arbitrária em um mapa discreto com uma ou duas dimensões. De acordo com Haykin (2001), mapas com dimensionalidade mais alta também são possíveis, porém não são comuns.

Segundo Gonçalves et al (1996), as redes de Kohonen pertencem à uma classe de RNA com aprendizagem não supervisionada, que se baseiam no processo de aprendizagem competitiva, onde somente um neurônio de saída ou grupo local de neurônios fornece uma resposta ativa a um sinal de entrada corrente. O nível de ativação indica a similaridade entre o vetor de dados de entrada e o vetor de pesos do neurônio. Uma forma usual de expressar a similaridade é através da distância euclidiana entre esses vetores.

Uma vez que a distância entre o vetor de pesos de um determinado neurônio e o vetor de dados de entrada é a mínima para todos os neurônios da rede, esse neurônio, juntamente com um conjunto pré-definido de neurônios vizinhos, terá seus pesos automaticamente reajustados pelo algoritmo de aprendizagem da rede. A vizinhança de cada neurônio pode ser definida de acordo com a forma geométrica usada para representar os neurônios da rede.

A idéia principal é deixar a rede se organizar. Buscando atingir estes objetivos padrões são apresentadas as redes de forma aleatórias e continua até que seja alcançada alguma estabilidade.

A aplicação das redes de Kohonen garante a distribuição dos sinais em grupos de tal forma que os valores destes atributos tenham, entre si, uma estrutura topológica de vizinhança. Desta forma são identificadas duas propriedades que associamos aos grupos para a determinação de quais se ajustariam ao conceito proposto (FLECK *et al*, 2003).

### 3.5.6 Redes de Hopfield

A rede de Hopfield é uma rede binária na qual todas as saídas de cada unidade realimentam as entradas de outras unidades na mesma camada. Esta rede possui uma única camada de processamento e para cada unidade de processamento tem um valor de atividade.

De acordo com Haykin (2001), a rede de Hopfield consiste de um conjunto de neurônios e de um conjunto correspondente de atrasos unitários, formando um sistema realimentado de múltiplos laços. Basicamente a saída de cada neurônio é realimentada através de um elemento de atraso unitário para cada um dos neurônios da rede. O modelo de Hopfield de uma memória endereçável por conteúdo é importante porque elucida a ligação entre a dinâmica e a computação.

Segundo Corrêa (2004), Hopfield demonstrou que a rede era capaz de recuperar informações com base no conteúdo das mesmas. Certas características da memória exibida pelo modelo fizeram com que hipóteses de semelhança do mesmo com o cérebro humano fossem levantadas:

- a) as informações são armazenadas de forma distribuída na rede;
- b) podem ser recuperadas como resultado da evolução do sistema;
- c) as informações são acessadas com base no seu conteúdo.

No modelo de Hopfield a busca por um ítem na memória se inicia com a especificação do estado inicial de rede, representando uma parte conhecida da informação que se deseja buscar, (CORRÊA, 2004).

### 3.5.7 Memórias Associativas

O objetivo da memória associativa é armazenar e recuperar informações baseando-se no conteúdo das mesmas (CORRÊA, 2004). De acordo com Engel (2002), a memória associativa mapeia um padrão de saída da atividade cerebral sobre um padrão de entrada de atividade cerebral. Durante a fase de aprendizagem padrões chave são apresentados para servirem de estímulos e a memória os transforma em padrões armazenados. Já na fase de recuperação um estímulo (versão com ruído ou incompleta) é apresentado à memória que irá recuperar o padrão de armazenamento correspondente.

Segundo Corrêa (2004), uma memória associativa deverá apresentar as seguintes propriedades:

- a) alta capacidade de completar padrões corrompidos por ruídos;
- b) apresentar baixo número de dados espúrios;
- c) ter alta capacidade de armazenamento.

### 3.5.8 Redes recorrentes

Uma Rede Neural Recorrente é um sistema dinâmico não linear que evolui no tempo discreto, em um espaço de saída contínuo ou discreto. Para recuperar a informação armazenada na rede é aplicado um padrão chave na entrada da rede e propagado pelos neurônios produzindo um padrão de saída inicial. Após esta fase o padrão de entrada é removido e o padrão de saída inicial é apresentado à entrada da rede pelas conexões realimentadoras. Este primeiro padrão atualizado é propagado pela rede gerando a primeira saída atualizada (ENGEL, 2002).

As Redes Neurais Recorrentes podem ter uma ou mais camadas, mas a sua particularidade reside no fato de que temos conexões que partem da saída de uma unidade em direção a uma outra unidade da mesma camada ou de uma camada anterior a esta. Estes tipos de conexões permitem a criação de modelos que levam em consideração aspectos temporais e comportamentos dinâmicos, onde a saída de uma unidade depende de seu estado em um tempo anterior (OSÓRIO e VIEIRA, 1999).

A Rede Neural Recorrente geralmente se consiste de uma rede com  $M$  entradas externas e  $N$  unidades completamente interconectadas (KECHRIOTIS *et al.*, 1994).

As RNAs são basicamente sistemas capazes de armazenar e manipular conhecimento específico extraído de especialistas ou dados sobre casos prévios. Este conhecimento é embutido em modelos computacionais que buscam considerar as influências dos vários fatores que influenciam os ensaios. Dada sua capacidade de processamento e sistemática de funcionamento, os mesmos podem gerar um “conselho especialista” para orientar os envolvidos na busca por soluções eficientes, evitando que algum detalhe passe despercebido.

Esta estratégia não dispensa o especialista, que é necessário para formular e aperfeiçoar o sistema e também para resolver situações imprevistas. Pode-se, entretanto, colaborar para reduzir sua carga de trabalho e permitir uma maior eficiência dos sistemas de controle baseados em NDT. Através da utilização do ensaio de UPV pode-se correlacionar, de forma não linear, dados de entrada conhecidos, tais como a idade da peça, o tipo de concreto e as leituras ultra-sônicas, com os parâmetros de controle desejados, no caso a resistência à compressão e o estado de conservação.

### 3.6 CONSIDERAÇÕES SOBRE A GERAÇÃO DE RNAs

Freiman e Pamplona (2005) argumentam que, para o desenvolvimento de um modelo baseado em RNAs, deve-se seguir uma metodologia que contemple a consecução de várias etapas:

- a) definição do problema;
- b) coleta de dados (Treinamento e Teste);
- c) pré-processamento dos dados;
- d) pós-processamento dos dados;
- e) projeto da estrutura da RNA;
- f) treinamento;
- g) teste;
- h) validação.

Pode-se incluir, ainda, na lista proposta acima, uma etapa de definição da topologia da RNA, que vem da análise do problema e está diretamente correlacionada com a coleta de dados, pois é necessário obter registros de casos nos quais as variáveis usadas como input e output da rede sejam conhecidas.

A Figura 6.1 ilustra as etapas do processo de desenvolvimento de uma RNA. Pode-se observar claramente os passos necessários para a implementação de uma RNA para análise de dados. Cada uma das etapas será de grande importância no resultado final da simulação.

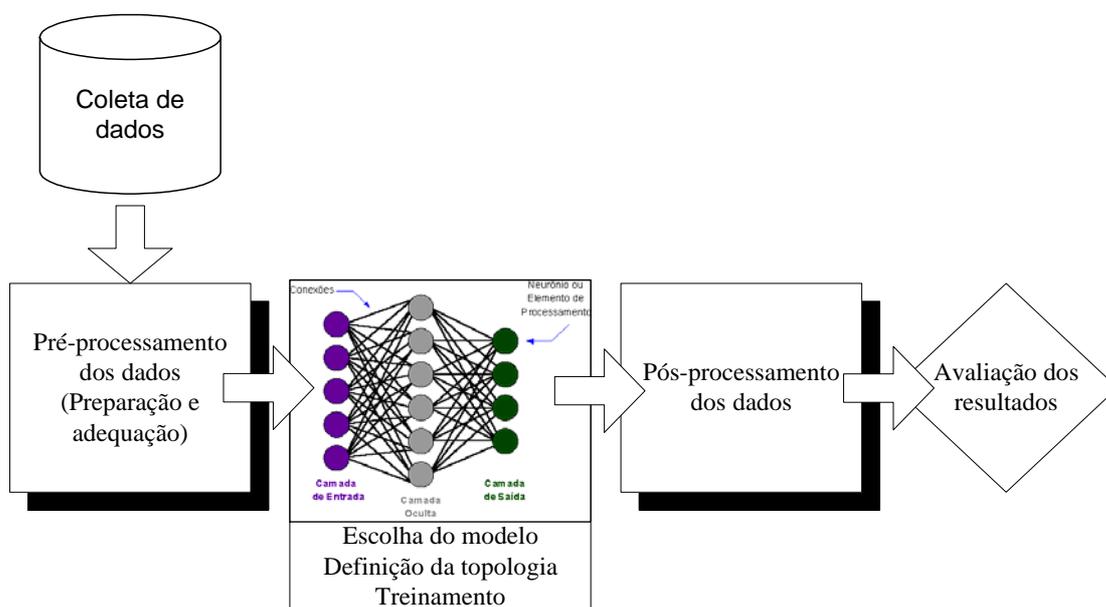


Figura 3.6: Etapas no ciclo de desenvolvimento de uma RNA, (adaptado de Freiman e Pamplona, 2005)

De forma genérica, pode-se dizer que existem três momentos distintos e importantes no processo de geração de uma RNA: a fase de treinamento, a fase de testes/validação e a fase de utilização. No presente trabalho se dará ênfase às primeiras duas fases.

A fase de treinamento, ou de coleta dos dados, é a mais crítica. Durante a mesma é necessário disponibilizar uma base de dados extensa para a RNA. Esta base de dados deverá ser o mais completa possível, contendo variações nos parâmetros importantes para o perfeito entendimento do problema pela mesma. Esta etapa é extremamente importante, visto que a RNA irá se basear nos resultados do treinamento para fazer estimativas a cerca do problema que esta sendo analisado.

Na fase de testes e validação se deve apresentar para a RNA um banco de dados contemplando alguns casos com características semelhantes aos que foram apresentados durante a fase de treinamento, porém contendo dados desconhecidos (não usados no treinamento da RNA). Desta forma podemos avaliar o poder de generalização da RNA, característica extremamente importante para que a mesma possa ser usada na solução de diversos problemas práticos, para os quais não se tem ainda resposta.

Ou seja, para gerar uma RNA adequada, capaz de cumprir um propósito específico com confiabilidade, é fundamental considerar a disponibilidade, quantidade e características dos dados de alimentação; definir bem a topologia da RNA, em função das características do problema; e empregar um algoritmo de treinamento robusto, rápido e eficaz.

Após a validação podemos iniciar a utilização da RNA, na qual a mesma pode ser integrada a um sistema de informação, diagnóstico, monitoramento ou controle. É necessário nesta etapa estabelecer uma política de incorporação de novos dados e manutenção do banco de dados.

### 3.7 ETAPAS DE DESENVOLVIMENTO DE UMA RNA

Nos itens a seguir são apresentados e discutidos os procedimentos adotados para as etapas de coleta de dados, treinamento, teste e validação dos resultados obtidos com a utilização de diferentes redes neurais, com distintas configurações. Estas etapas fazem parte do processo de formatação da RNA produto deste trabalho. O mesmo foi usado tanto na fase preliminar (com ~200 dados) quanto na fase principal (com ~2000 dados).

#### 3.7.1 Coleta de dados

A primeira etapa do processo de desenvolvimento das RNAs engloba a coleta de dados sobre o problema objeto de investigação.

Esta etapa deve requer uma análise cuidadosa sobre o problema, de forma a minimizar erros nos dados.

Além disso, os dados coletados devem ser significativos e cobrir amplamente o domínio do problema; não devem cobrir apenas as operações normais ou rotineiras, mas também as exceções e as condições nos limites do domínio do problema.

Os dados coletados são separados em duas categorias: dados de treinamento e dados de teste. Depois de determinados estes conjuntos eles são geralmente colocados em ordem aleatória para prevenção de tendências associadas à ordem de apresentação dos dados. Além disso, pode ser necessário pré-processar estes dados, através de normalizações, escalonamentos e conversões de formato para torná-los mais apropriados à sua utilização na RNA.

### 3.7.2 Treinamento das RNAs

A fase seguinte é o treinamento da RNA. Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões da RNA. Para os valores iniciais de pesos da RNA não foram escolhidos pesos iniciais, deixando que a mesma fizesse esta escolha. Porém, em alguns casos, este fator poderá ser determinante. Uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário para o treinamento e pode evitar uma saturação prematura.

Outro fator que é relevante diz respeito ao tempo de treinamento, sendo que vários fatores podem influenciar a sua duração, porém sempre será necessário utilizar algum critério de parada. O critério de parada do algoritmo EBP não é bem definido, sendo normalmente utilizado um número máximo de ciclos. Todavia deve-se considerar o erro médio da RNA em cada época de treinamento e a capacidade de generalização da rede.

Deve-se levar em conta nesta etapa uma análise do comportamento da RNA frente ao problema que estamos tentando resolver. É conveniente uma análise do comportamento da RNA e dos pesos obtidos através do seu treinamento, objetivando-se uma redução de erros.

Um fator importante que poderá ocorrer é a perda da generalização da RNA, causando o problema de *over-training*<sup>11</sup>, a RNA se especializa muito no conjunto de dados de treinamento e perde a sua capacidade de generalização.

Sempre que atingir-se uma boa capacidade de generalização combinada com uma taxa de erro suficientemente pequena que consiga, desta forma, extrair bons resultados da RNA, deve-se interromper o processo de treinamento e passar para as etapas de teste e de validação da RNA. Segundo Gonçalves (2003), a partir do seu treinamento a RNA será

---

<sup>11</sup> Do inglês: treinamento excessivo.

capaz de classificar, agrupar e, até mesmo, prever situações que lhe são fornecidas através de suas entradas.

### 3.7.3 Teste das RNAs

Nesta fase é utilizado o conjunto de teste, que foi previamente extraído da base de dados total, para que possamos determinar a performance da RNA. Esta etapa é muito importante pois, através dela, consegue-se visualizar a capacidade de generalização da RNA a partir de um banco de dados que contém dados com características semelhantes mas que não foi apresentado para a RNA até este momento.

Segundo Cardoso (1999), durante a fase de teste, depois de definidos no treinamento um conjunto de pesos que satisfaça um critério de convergência pré-definido, uma base de dados de teste é apresentada para a RNA e irá servir para que se teste a capacidade de generalização da RNA, ou seja, se ela fornece resultados aceitáveis para pontos não contidos no conjunto de treinamento. Este fator é de extrema importância pois, através de sua utilização, faz-se com que a RNA não decore o conjunto de treinamento, isto é, forneça boa aproximação para os dados de treinamento mas não adquira as características básicas da função estudada.

A fase de teste se processa em conjunto com a fase de treinamento, apresentando-se um novo conjunto de dados a RNA. Após esta etapa se processa o erro da fase de teste da RNA que é comparado com o da fase de treinamento. Sendo a diferença entre os erros dos padrões de treinamento e de teste igual a zero, ou um valor muito próximo, considera-se que a RNA aprendeu, ou seja, após muitos ciclos de treinamento a RNA foi capaz de aproximar uma função empírica e não linear (MEDEIROS, 1999).

A partir do momento que esses padrões são apresentados para a RNA e ela consegue reconhecer os mesmos através de dados da sua fase de treinamento, pode-se dizer que as etapas de treinamento e teste foram bem sucedidas. A performance da RNA é um bom indicativo de sua performance real.

### 3.7.4 Validação das RNAs

Após a RNA ser treinada e avaliada, ela pode ser integrada em um sistema do ambiente operacional da aplicação. De modo a aumentar a sua eficiência e praticidade para o usuário este sistema deve ser de fácil atualização da base de dados de análise. Isto pode ser feito através de arquivos extraídos de planilhas eletrônicas que contenham todos os resultados envolvidos na análise.

De acordo com Zanata (2005), durante esta etapa o conjunto de teste é utilizado para determinar-se o desempenho da RNA. A performance da RNA, medida nesta fase, fornece uma boa indicação do desempenho real da mesma. Os dados de validação servem para observar-se a eficácia da RNA quanto à capacidade de generalização na fase de treinamento.

Esta fase começa a partir do momento em que um novo conjunto de dado é apresentado para a RNA, de forma a obter suas respectivas saídas. A RNA será considerada treinada e capaz de estimar o modelo estabelecido para qualquer conjunto de dados a partir do momento em que as saídas obtidas forem estatisticamente equivalentes às suas referências. Ou seja, os dados de saída da RNA serão estatisticamente parecidos com outros obtidos por outras técnicas, MEDEIROS (1999).

### 3.7.5 Configuração das RNAs

A etapa de definição da configuração da rede pode ser dividida em quatro fases: seleção do paradigma neural que será utilizado, determinação da topologia da RNA, determinação do algoritmo de treinamento que será utilizado e determinação das funções de ativação.

## 3.8 UTILIZAÇÃO DAS RNAS

O interesse pelo campo de modelagem através da utilização das RNAs e suas aplicações está cada vez maior. O campo de pesquisa em RNAs é bastante amplo e inclui entre outras áreas, robótica e controle, sistemas de produção, reconhecimento de padrões, processamento de imagens, física, geofísica, tomografia, engenharia biomédica, análise financeira, sistemas de potência, gerenciamento e pesquisa operacional (MENDES JÚNIOR, 1997).

De acordo com Khandetsky e Antonyuk (2002), o “*aumento do interesse nas RNAs pode ser explicado através da sua implementação com sucesso em diversas áreas. As propriedades das RNAs, como a possibilidade de criação de um modelo não linear com simplicidade de realização, as distinguem dos outros métodos de análise*”.

Em sua forma mais geral, uma Rede Neural (RN) é uma máquina projetada de forma a modelar a maneira como o cérebro realiza uma determinada tarefa de interesse. As RNAs representam um modelo inspirado na estrutura neural de organismos vivos inteligentes, capaz de adquirir conhecimento através da análise de experiências prévias. As mesmas são bastante atrativas na análise de problemas complexos ou pouco estruturados, onde a relação entre as variáveis influentes não é linear.

Balestrassi (2000) considera que as características das RNAs resultam em algumas habilidades bastante atraentes:

- a) encontrar relacionamentos entre conjuntos de dados aparentemente não correlacionados e, a partir deles, construir um conjunto de informações;
- b) encontrar relacionamentos que analistas humanos não podem descobrir devido suas limitações intrínsecas;
- c) ter a habilidade e velocidade de analisar os conjuntos de dados referidos acima em uma fração de tempo.

Segundo Haykin (2001), a utilização de RNAs oferece uma série de propriedades úteis:

- a) não-linearidade;
- b) mapeamento de Entrada-Saída;
- c) adaptabilidade;
- d) resposta a Evidências;
- e) informação Contextual;
- f) tolerância a Falhas;
- g) implementação em tecnologia *VLSI (very-large-scale-integration)*;
- h) uniformidade de Análise e Projeto;
- i) analogia Neurobiológica.

Do ponto de vista, prático a grande vantagem das RNAs é o fato de não necessitar de conhecimento de especialistas para tomar decisões, visto que elas baseiam-se unicamente em exemplos que lhe são fornecidos. Elas podem ser utilizadas na solução de grandes problemas encontrados nas mais diversas áreas de atuação: classificação, diagnóstico, análise de imagens e sinais, otimização e controle (BOCANEGRA, 2002). De acordo com Corrêa (2004) os modelos das RNAs tendem a aprender a essência do processamento da informação, como supõem-se que este irá ocorrer no cérebro humano. Eles definem um paradigma neural de computação que irá diferir do paradigma convencional nos seguintes aspectos:

- a) os elementos processadores (neurônios) são lentos e pouco confiáveis se comparados a componentes eletrônicos de um computador digital;
- b) a operação da rede é descentralizada, não existindo um elemento que controle o sistema como ocorre num computador digital;
- c) nas RNAs não existe a noção de programa como uma seqüência ordenada de instruções de máquina.

Segundo GONÇALVES (2003), a utilização das RNAs se mostra como uma alternativa de resolução para problemas de difícil solução, ou seja, problemas que não possuem uma equação matemática que os governe ou possuem solução algorítmica de complexidade intratável para a tecnologia atual de computadores. Estes últimos problemas não completamente solucionados, mas as RNAs podem apresentar soluções de subproblemas (aplicados a um número restrito de casos) menores dos mesmos.

Devido à esta natureza, as redes se tornaram ferramentas muito utilizadas em diversas áreas que necessitam lidar com incertezas, tais como reconhecimento de caracteres, reconhecimento de voz, análise de imagens, análise de mercados, controle de processos industriais, diagnósticos médicos, e outros. No caso particular da engenharia civil, as RNAs começaram a ser empregadas no desenvolvimento de ferramentas de auxílio ao diagnóstico do estado de conservação de estruturas ou na análise de problemas de programação de obras.

Rafiq et al (2001) definem as RNAs como ferramentas capazes de aprender e generalizar a partir de exemplos e experimentos para produzir soluções para os problemas. Esta aprendizagem acontece até mesmo quando se introduz dados que contêm erros ou estão

incompletos. Os processos de aprendizagem podem envolver componentes com respostas determinísticas ou com resposta estocástica, como explica Engel (2002). Para que as RNAs possam atuar satisfatoriamente em tais problemas, eles devem ser treinadas a partir de uma série de dados ampla e variada.

No caso específico do concreto, as RNAs estão sendo utilizadas para desmistificar as propriedades de materiais cimentícios (EL-CHABIB e NEHDI, 2005), para análise da durabilidade do concreto (UKRAINCZYK e UKRAINCZYK, 2008), para modelagem de fissuras (REDA TAHA et al., 2004), para prever a performance de diferentes traços de concreto compactado com rolo (NEHDI, EL CHABIB, EL NAGGAR, 2002), para avaliar a resistência do concreto (HOLA e SCHABOWICZ, 2005), para estimar a produtividade das atividades da concretagem (EZELDIN e SHARARA, 2006), para estimar a resistência à compressão do concreto (KIM et al., 2004), para prever a tensão última de corte em concretos reforçados (SANAD e SAKA, 2001), para auxiliar na análise estrutural (RAJASEKARAN, 2004), modelagem de tensão e deformação de pilares circulares em concreto (Oreta e Kawashima, 2003), diagnóstico de danos em estruturas (TSAI e HSU, 2002) e para determinar o proporcionamento de misturas de concreto (OH et al., 1999).

No presente trabalho o interesse consiste em verificar se a técnica das RNAs pode ser empregada para a modelagem dos resultados de ensaios não-destrutivos de UPV, buscando estabelecer uma relação entre os dados de ensaio, as características do concreto e a resistência à compressão.

## **Capítulo 4 – PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL**

Neste capítulo estão apresentadas as estratégias experimentais que foram adotadas com o intuito de alcançar os objetivos detalhados no capítulo 1. Também estão descritos os procedimentos utilizados no planejamento experimental, bem como são apresentadas a estratégia de pesquisa e definidas as variáveis que farão parte do presente estudo.

### **4.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS**

No início de todo trabalho de pesquisa que envolva a realização de experimentos, sempre se estabelece a questão de como os experimentos devem ser conduzidos, de forma que possam ser reproduzidos sob condições controladas, obtendo-se resultados confiáveis e que se repitam em certas condições.

Segundo Button (2005), o planejamento experimental consiste na seleção de um conjunto de ensaios estabelecidos com critérios científicos e estatísticos, que se articulam de forma a permitir que se determine a influência de diversas variáveis nos resultados de um determinado processo.

Para Ribeiro e Ten Caten (2001), a metodologia de projeto de experimentos é utilizada na otimização de sistemas, que poderão representar um produto, processo ou serviço. O sistema será avaliado por seus indicadores de desempenho, ou seja, as qualidades resultantes de sua operação, sendo que os parâmetros deste sistema podem ser alterados durante a sua execução.

Barros Neto, Scarminio e Bruns (1995) destacam que, quando as pessoas se deparam com um problema com grande quantidade de dados que precisam ser analisados para que se possam extrair conclusões consistentes, normalmente as mesmas se lembram da estatística.

A atividade estatística mais importante, todavia, não é a análise de dados, mas o planejamento adequado dos experimentos para que dados representativos sejam obtidos.

Quando isto não é feito de maneira apropriada o resultado pode ser uma grande quantidade de dados desconectados, dos quais não é possível extrair nenhuma conclusão estatisticamente válida. Segundo Button (2005), para que os resultados obtidos de ensaios experimentais possam ser analisados através de métodos estatísticos, possibilitando que se elaborem conclusões objetivas, o planejamento experimental deve ser baseado numa metodologia também estatística, única forma objetiva de avaliar os erros experimentais que afetam esses resultados. Para esse autor, vários benefícios podem ser derivados do uso adequado de técnicas estatísticas de planejamento experimental:

- a) redução do número de ensaios realizados sem prejuízo da informação buscada;
- b) estudo simultâneo de diversas variáveis;
- c) realização da pesquisa em etapas;
- d) seleção das variáveis que interferem no processo com um número reduzido de ensaios;
- e) elaboração de conclusões a partir de resultados qualitativos.

Ao planejar-se um experimento necessita-se determinar, primeiramente, quais são os fatores influentes e as respostas de interesse para o sistema em estudo. Um dos principais problemas que ocorre quando se quer estudar os efeitos da variação de alguns parâmetros sobre um determinado fenômeno consiste na determinação da influência de uma variável de estudo sobre outra (BARROS NETO, SCARMINIO e BRUNS, 1995).

Segundo Button (2005), devido a este efeito, para que se obtenha um planejamento eficaz o objetivo principal poderá ser segmentado em objetivos menores, de acordo com o propósito dos ensaios:

- a) determinar quais variáveis são mais influentes nos resultados;
- b) atribuir valores às variáveis influentes de modo a otimizar os resultados;
- c) atribuir valores às variáveis influentes de modo a minimizar a variabilidade dos resultados;
- d) atribuir valores às variáveis influentes de modo a minimizar a influência de variáveis incontroláveis.

A essência de um bom planejamento consiste em projetar um experimento que seja capaz de fornecer informações importantes e determinantes para verificar se as hipóteses de trabalho adotadas se confirmam ou são rejeitadas. A falta de um planejamento experimental freqüentemente resulta no insucesso de uma investigação.

De acordo com Barros Neto, Scarminio e Bruns (1995), após a fase de seleção das variáveis de controle consideradas importantes para análise do problema, deve-se avaliar, quantitativamente, qual a influência de cada variável sobre a resposta de interesse, bem como suas possíveis interações.

Ribeiro e Ten Caten (2001) argumentam que o planejamento de um experimento envolve a consideração de vários aspectos: determinar o quê se procura e qual sua importância, estabelecer como coletar e analisar os dados (variáveis de resposta, parâmetros do processo, fatores controláveis e modelo estatístico), programação e execução dos ensaios, análise dos resultados e otimização do modelo.

No presente trabalho, o planejamento experimental buscou atender 2 demandas básicas:

- gerar dados adicionais de entrada para alimentação das redes neurais através de um programa experimental de ensaios de VPU e resistência à compressão de concretos com características bem variadas;
- variar de forma estruturada os parâmetros geométricos das redes neurais testadas para analisar sua capacidade de resposta e rapidez de processamento.

A seguir se relata, em maior detalhe, qual foi a estratégia experimental adotada para condução do trabalho

## 4.2 ESTRATÉGIA EXPERIMENTAL

A estratégia de pesquisa adotada foi estruturada prevendo que, a partir da combinação de levantamentos bibliográficos, da realização de ensaios e da modelagem de RNAs com auxílio do software *Matlab*, se pudesse:

- avaliar como a variação de certas características básicas do concreto afeta as leituras de VPU;

- definir uma estrutura básica para criação de RNAs, capacitando as mesmas a realizar uma estimativa da resistência à compressão a partir de resultados de VPU, combinados ou não com dados sobre outras características básicas do concreto;
- testar a viabilidade de construção de RNAs com uma ampla gama de dados de entrada, buscando obter redes adequadamente robustas para permitir estimativas de resistência de concretos com características bastante variadas;
- comparar o desempenho de RNAs e modelos estatísticos tradicionais na estimativa da resistência à compressão de concretos com características bastante variadas.

Com estes objetivos em vista, a presente pesquisa foi sub-dividida em três etapas básicas, como descrito a seguir:

#### ETAPA 1: COLETA E GERAÇÃO DE DADOS

Como discutido no capítulo 1, acredita-se que as redes são uma excelente ferramenta para auxiliar na interpretação de resultados de ensaios de VPU, especialmente em relação à obtenção de uma estimativa de resistência. Para que as mesmas sejam eficientes, todavia, sabe-se que o banco de dados utilizado para sua criação deverá conter uma grande variação dos parâmetros considerados cruciais para que a RNA possa aprender a partir da análise de experiências prévias. Na primeira etapa da pesquisa buscou-se justamente obter um grande número de dados correlacionando as leituras de VPU e a resistência à compressão do concreto, para alimentação inicial e validação das RNAs. Além de coletar todos os dados disponíveis encontrados na bibliografia consultada, se buscou gerar informações adicionais sobre como certas variações nas propriedades do concreto afetariam as leituras de VPU. Para este fim foi moldado um conjunto de corpos-de-prova com diferentes características, em termos de relação a/c, cura, idade, tipo de agregado e tipo de cimento, parâmetros considerados relevantes pelos autores. Cada corpo-de-prova foi submetido a medições de VPU, antes de ser rompido à compressão. Estes dados, obtidos de forma controlada, permitiram gerar modelos sobre como a variação de certas características do concreto afetam a VPU. Os mesmos foram posteriormente utilizados como dados adicionais de entrada para o treinamento das RNAs geradas para estimar a resistência do concreto, o que aconteceu na segunda etapa da pesquisa.

## ETAPA 2: MODELAGEM E TREINAMENTO DAS REDES NEURAIS

A segunda etapa da pesquisa buscou desenvolver e testar RNAs especializadas na estimativa da resistência do concreto a partir de dados de VPU e, eventualmente, de outras variáveis adicionais de entrada, relacionadas às características do concreto sob análise. Os experimentos nesta etapa foram divididos em 2 fases. Na fase preliminar se trabalhou com uma pequena base de dados (130 dados), gerada pelo autor deste trabalho em seu mestrado, que se encontrava disponível e tinha pouca variação em termos das características do concreto. Embora o número de dados empregados nesta fase fosse bastante reduzido para garantir que a rede tivesse bom desempenho, os testes preliminares serviram como base de apoio para a determinação de uma estrutura básica, adequada para a constituição das RNAs que seriam empregadas na fase principal. Foram testadas diferentes configurações de rede, com número variável de camadas ocultas e variações no número de neurônios em cada camada. Já na fase principal, foi utilizada uma base de dados bem mais ampla, com 2018 registros (representando aproximadamente 90% dos dados disponíveis), caracterizada por uma grande variabilidade de tipos e características do concreto. Os dados de entrada foram provenientes de várias pesquisas, realizadas em diferentes instituições e localidades. Desta forma se pode verificar se uma RNA genérica é capaz de ser adequada para representar dados com alta variabilidade de coleta, ou seja, se é possível estabelecer modelos representativos que não sejam limitados aos resultados obtidos em uma determinada pesquisa. A ampla variação de parâmetros de entrada, teoricamente, permite que as redes geradas tenham grande flexibilidade e possam ser usadas para estimar resistências de concretos com uma ampla variedade de características;

## ETAPA 3: VALIDAÇÃO

Na terceira etapa foram efetuados dois tipos de validação das RNAs geradas. Em primeiro lugar, para analisar sua capacidade de modelagem e precisão, foram efetuadas comparações entre as estimativas obtidas com as redes e estimativas obtidas com uso de regressões não-lineares múltiplas, geradas com os mesmos 2018 registros usados no treinamento das redes. O erro médio das estimativas (em MPa) foi usado para comparar o desempenho das duas alternativas de modelagem.

Além disto, para analisar a capacidade de estimativa das redes diante de novos dados de entrada, não usados no treinamento, foram efetuadas as estimativas de resistência para 225 dados não utilizados na etapa anterior. Estes dados, cerca de 10% do total de registros disponíveis, foram selecionados de forma semi-aleatória, ou seja, se retirou, ao acaso, 1 em cada 10 dados, tomando o cuidado se subdividir a amostra de forma que se mantivessem dados com características bem variadas no sub-conjunto usado para a validação.

### 4.3 PROGRAMA EXPERIMENTAL

Tendo definido os objetivos e a estratégia de pesquisa considerada como adequada para o presente trabalho, tornou-se possível estabelecer suas limitações e viabilizar seu planejamento. Por fim, adotou-se o planejamento experimental apresentado na figura 4.1 e detalhado a seguir.

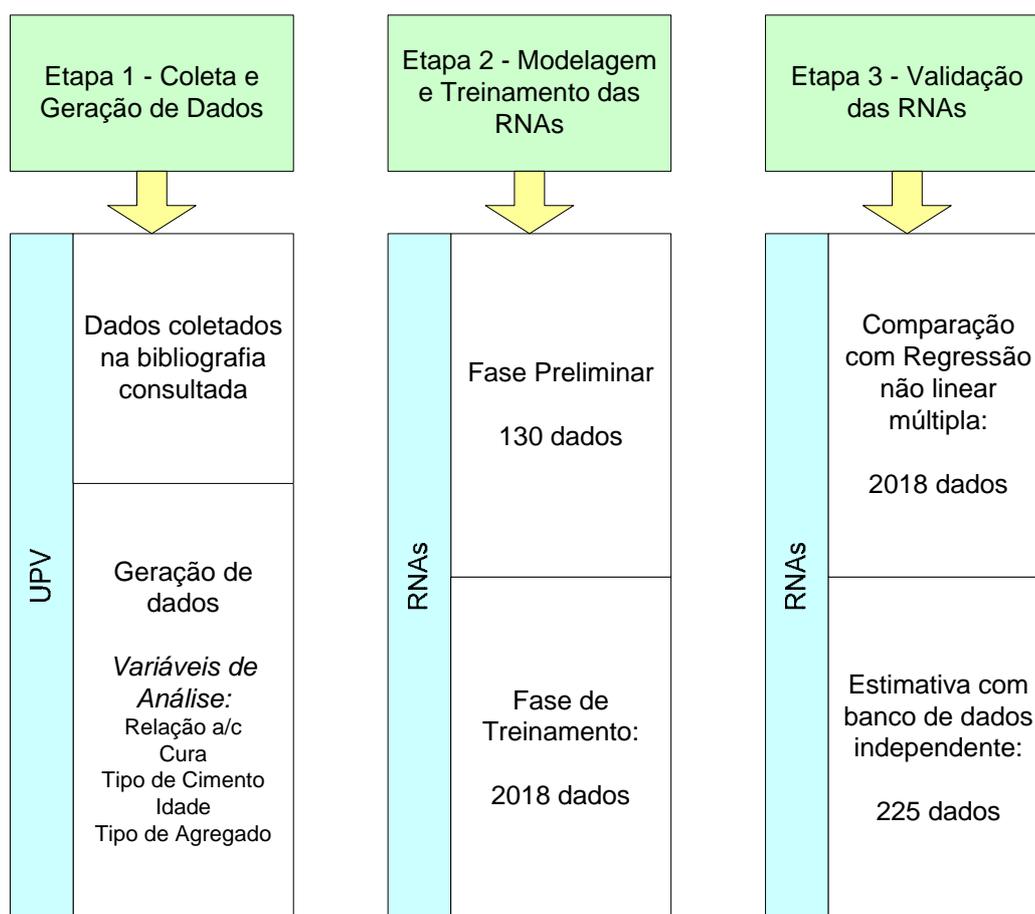


Figura 4.1: fluxograma do programa experimental

### 4.3.1 Descrição das Atividades da Etapa I

Esta etapa se iniciou com uma extensa busca bibliográfica na qual se coletaram dados acerca de corpos-de-prova nos quais tivessem sido efetuadas medições de VPU antes da realização dos ensaios de resistência à compressão. Foram coletados dados de todas as pesquisas relatadas nos principais congressos brasileiros na área de concreto dos últimos anos, e de dissertações e teses produzidas em grupos de pesquisa com atuação destacada na área de ensaios não-destrutivos.

Além disto, para complementar o banco de dados que estava sendo gerado, foram moldados 400 corpos-de-prova com características variadas, para que se pudesse verificar como certas alterações na constituição do concreto iriam impactar as velocidades de propagação de ondas ultrassônicas. As variações estudadas incluíram:

- relação a/c (0,35; 0,45 e 0,55)
- modo de cura (úmida, ambiente e saturada)
- idade (7, 14, 28, 56 e 180 dias)
- tipo de agregado (basáltico, granítico e calcáreo)
- tipo de cimento (CP-II F; CP-IV e CP-V)

Todos estes fatores foram escolhidos porque poderiam apresentar impactos na densidade e estrutura de poros do concreto resultante, o que deveria repercutir, teoricamente, nos resultados de leituras VPU e de resistência à compressão. A idéia era compreender melhor como as leituras VPU variam e fornecer dados para que se verificasse, na segunda etapa, se as alterações nas leituras de VPU seriam refletidas nos resultados de resistência à compressão.

A relação a/c foi escolhida porque é um parâmetro de dosagem que tem influência direta na resistência do concreto. O traço, que expressa a proporção entre cimento e agregados, também tem influência marcante, embora menos intensa, na definição da estrutura de poros e compacidade do material. Já a idade de ensaio é uma variável bastante importante nos concretos jovens, mas cuja importância relativa deve ir sendo reduzida, na medida em que avança a hidratação.

Além de variações nestes parâmetros básicos, foi incluída a análise de concretos com diferentes agregados graúdos (basáltico, granítico e calcáreo), com o intuito de verificar se as diferenças de compactidade e massa específica e de afinidade química destes materiais com a matriz de cimento acarretariam variações sensíveis nos resultados de VPU.

Outra variável de estudo foi o tipo de cura do concreto, pois esta pode exercer influência considerável sobre a dinâmica da hidratação e sobre a perda de água, afetando a porosidade, a resistência e a permeabilidade. Foram avaliados corpos-de-prova submetidos a três tipos de cura: imersa, em câmara úmida ou em ambiente de laboratório.

A última variável de estudo foi o tipo de cimento. Foram utilizados três tipos de cimento Portland: o cimento Portland composto com adição de fíler (CP II-F-32), o cimento Portland com adição de pozolana (CP IV-32) e o cimento Portland de alta resistência inicial (CPV-ARI), para verificar como as diferenças de constituição e rapidez de hidratação dos cimentos afeta o comportamento dos concretos em relação à VPU. A tabela 4.1 demonstra a caracterização dos cimentos utilizados nesta fase da pesquisa.

Tabela 4.1: caracterização dos cimentos utilizados

	CP II-F-32	CP IV-32	CP V-ARI
<b>Finura</b>			
Peneira 200 [%]	3,23	0,53	0,19
Peneira 325 [%]	15,27	2,58	1,26
<b>Tempo de Pega</b>			
Início [min]	164	184	127
Término [min]	210	233	175
<b>Resistência à Compressão</b>			
1 dia	15,8	12,7	23,8
3 dias	26,9	22,6	35,2
7 dias	32,9	28,1	41,3
28 dias	40,4	39,6	50,1
<b>Propriedades Químicas</b>			
Perda ao Fogo [%]	5,07	3,58	2,92
Óxido de Magnésio [%]	4,76	3,60	4,85
Resíduo Insolúvel	1,27	31,69	0,77

Após a moldagem e o adensamento, os corpos-de-prova foram armazenados em ambiente de laboratório por 24 h. Depois da desmoldagem, os mesmos foram identificados e submetidos aos diferentes modos de cura, sendo retirados do ambiente de armazenagem no dia dos ensaios. Imediatamente após o término da cura os cps eram medidos e pesados. Em seguida eram efetuadas as leituras de ultrassom (sempre respeitando a seguinte ordem: ambiente, câmara úmida e saturado). Após 3 horas de descanso em ambiente de laboratório, para redução da umidade superficial, os cps eram capeados e rompidos, respeitando a mesma ordem dos ensaios de VPU.

No final da etapa I foi possível gerar uma base de dados com 2243 dados, extraídos da literatura ou provenientes dos ensaios realizados. A Tabela 4.2 mostra os valores máximos e mínimos de cada uma das variáveis de entrada utilizadas na geração das redes, ilustrando a grande diversidade de características da amostra.

Tabela 4.2: valores mínimos e máximos das variáveis em estudo

<b>Variável</b>	<b>Valor mínimo</b>	<b>Valor máximo</b>
Resistência à compressão (MPa)	0,30	100,60
VPU (m/s)	1200	5700
Relação a/c	0,25	0,70
Temperatura (°C)	23	800
Idade (dias)	0,50	360

A base de dados foi em grande parte formada por dados coletados no LEME (*Laboratório de Ensaios e Modelos Estruturais*) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS); no LMCC (*Laboratório de Materiais de Construção Civil*), da Universidade Federal de Santa Maria; no LATEC (*Laboratório de Pesquisa Tecnológica em Engenharia*) da Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI); e no LMCC (*Laboratório de Materiais de Construção Civil*) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC).

### 4.3.2 Descrição das Atividades da Etapa II

Como já comentado, a etapa 2 envolveu duas fases. Na fase preliminar procedeu-se à montagem, treinamento e teste de algumas RNAs a partir de uma base de dados com 130

resultados coletados por Lorenzi (2000) no LMCC (Laboratório de Materiais de Construção Civil) da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM). Esta base de dados preliminar incluía dados de ensaios de VPU realizados em várias idades, em corpos-de-prova que foram posteriormente ensaiados à compressão.

Apesar do reduzido tamanho da amostra preliminar, a mesma serviu para analisar a potencialidade de utilização das RNAs para análise do concreto com base em resultados de VPU. Nesta etapa preliminar também se definiu a estrutura padrão de rede que seria utilizada para realização da fase principal da etapa II (1 perceptron com uma camada de entrada, 3 camadas ocultas de neurônios e uma camada de saída). No capítulo 6 se encontra detalhado o desenvolvimento das simulações que levaram à definição desta arquitetura básica do *perceptron* padrão.

Na fase principal foi sendo alterada a arquitetura do perceptron, em termos de números de neurônios nas camadas ocultas, visando determinar qual a configuração que proporcionaria o melhor resultado. As redes foram julgadas considerando-se sua eficiência, avaliada a partir do valor de erro quadrático médio entre resultados reais e simulação, e de seu desempenho computacional.

Além disto, visando verificar qual seria a melhor composição do modelo usado para representar a relação resistência à compressão vs. VPU, os parâmetros de entrada utilizados nas redes foram sendo variados. Inicialmente foram geradas redes que empregavam, na camada de entrada, os dados de VPU, a temperatura de exposição, as características do cimento, a idade e a relação a/c. Posteriormente foram sendo removidos os parâmetros de entrada, para verificar se o poder de estimativa do modelo era alterado de forma marcante. Em todos os casos foi mantido como parâmetro de saída a resistência à compressão.

Em ambas as fases desta etapa as RNAs foram treinadas com um algoritmo de retropropagação de erro, que é mais lento, mas bastante eficaz. Na camada de entrada e nas camadas ocultas foi utilizada uma função de transferência utilizada tipo tangente sigmóide hiperbólica, enquanto na camada de saída foi adotada uma função linear, devido ao fato de que estas funções são usualmente utilizadas para os casos de aproximação de funções.

Após a geração das redes se buscou analisar sua eficiência em relação a outras técnicas de modelagem mais tradicionais. Isto é importante pois, em teoria, como discutido no capítulo 3, pode-se utilizar as redes para a análise de problemas pouco estruturados, aos quais os modelos tradicionais não conseguem ser aplicados com grau de confiança satisfatório.

Para analisar a eficiência da modelagem neural foram comparadas as estimativas efetuadas com as redes com estimativas obtidas utilizando um modelo de regressão múltipla, gerado com os mesmos dados usados no treinamento das redes, utilizando o programa *Statistica 8.0*.

### 4.3.3 Descrição das Atividades da Etapa III

Na terceira etapa, foram gerados dois subconjuntos, a partir do banco de dados: um maior, com aproximadamente 90% dos dados, que foi utilizado para a geração e treinamento das RNAs, e um menor, com cerca de 10% dos dados, que foi utilizado para a formação da base de dados de teste das RNAs e foi empregado como uma amostra de controle independente para determinação da precisão e eficiência dos modelos gerados em estimar a resistência à compressão de casos não incluídos no treinamento das redes.

## 4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Como destacado no início deste capítulo, o sucesso de uma investigação científica consiste em primeiramente avaliar quais serão as variáveis importantes para o fenômeno sob estudo, de forma a que se consiga montar um planejamento experimental adequado para elucidar os aspectos do problema de pesquisa que está sendo abordado.

Vislumbrando este objetivo, o foco desta etapa do trabalho foi estabelecer um planejamento adequado para a condução da pesquisa, composto de três etapas (coleta de dados, geração e teste das redes e validação).

Como discutido no capítulo 1, acredita-se que as redes são uma excelente ferramenta para auxiliar na interpretação de resultados de ensaios de VPU, especialmente em relação à obtenção de uma estimativa de resistência. Para que as mesmas sejam eficientes, todavia, sabe-se que o banco de dados utilizado para sua criação deverá conter uma grande variação dos parâmetros considerados cruciais para que a rede possa aprender a partir da análise de experiências prévias. Quanto mais completo for este banco de dados melhor será a estimativa da RNA, sendo que este banco de dados poderá ser atualizado com novos valores a qualquer momento, de forma rápida, aperfeiçoando continuamente o modelo.

Para gerar um banco de dados adequado se combinou uma busca bibliográfica e um pequeno programa experimental de ensaios que resultaram na coleta de 2243 casos para alimentação das redes.

Com o banco de dados foram sendo geradas e testadas diversas redes, buscando definir qual a arquitetura mais adequada, considerando a precisão e a rapidez de processamento. A partir daí se buscou comparar as RNAs com outras técnicas de modelagem. Uma das vantagens da aplicação das RNAs é não demandar do usuário a aplicação de nenhuma teoria acerca da organização dos dados, o que possibilita seu emprego como alternativa aos modelos estatísticos tradicionais, nos quais é necessário estabelecer a estrutura básica do modelo “a priori”.

Finalmente, na fase de validação se montaram testes para verificar se as RNAs eram precisas para fazer estimativas somente dos dados usados para treinamento ou podiam ser utilizadas como ferramentas genéricas, para analisar casos novos.

## **Capítulo 5 – ANÁLISE DOS RESULTADOS DO PROGRAMA EXPERIMENTAL DA ETAPA I**

Neste capítulo apresenta-se uma análise dos resultados do conjunto de ensaios de VPU realizados no LEME, em uma amostra controlada, estabelecida para aumentar o tamanho e diversidade do banco de dados de treinamento das redes. Dada a adequada estruturação do programa experimental de ensaios desta amostra, pode-se efetuar uma análise estatística dos resultados, para verificar a influência de cada parâmetro estudado na VPU. Neste capítulo são apresentadas e discutidas as correlações entre os diversos parâmetros analisados, a resistência à compressão do concreto e os valores da VPU.

### **5.1 DADOS CONTROLADOS**

Como descrito no capítulo 4, para o planejamento experimental desta etapa foram consideradas quatro variáveis (tipo de agregado graúdo, relação a/c, tipo de cimento e tipo de cura). Dado o elevado número de corpos-de-prova necessário para cobrir todas as combinações de variáveis possíveis, decidiu-se realizar um planejamento fatorial fracionado  $3^{(4-1)}$  para otimizar o número de moldagens. Desta forma, reduziu-se consideravelmente a quantidade de ensaios, mantendo a confiabilidade estatística.

A tabela 5.1 ilustra quais foram os parâmetros de controle utilizados, bem como os níveis que cada variável poderia assumir. Foram pré-determinados, antes do planejamento experimental, quais seriam os níveis das variáveis que iriam ser estudados. Os níveis adotados para cada variável foram codificados como 1, 0 e -1.

O passo seguinte consistiu em determinar, a partir dos dados do planejamento fatorial, quais são as diferentes composições de variáveis a estudar. Para executar o planejamento fatorial utilizou-se o *software Statistica 7.0 – Experimental Design*. Na tabela 5.2 visualizam-se os valores das 27 combinações definidas no planejamento fatorial, indicando os níveis de cada variável de ensaio para cada caso.

Tabela 5.1: natureza e níveis dos parâmetros controlados.

Parâmetros controlados	Níveis		
	-1	0	+1
Tipo de agregado graúdo	Basáltico	Granítico	Calcáreo
Relação a/c	0,35	0,50	0,65
Tipo de cimento	CP II	CP IV	CP V
Tipo de cura	Ambiente	Úmida	Saturada

Tabela 5.2: combinações de variáveis a utilizar segundo o planejamento fatorial

	Tipo de agregado graúdo	Tipo de cura	Relação a/c	Tipo de cimento
1	Basáltico	úmido	0,35	CP II
2	Basáltico	saturado	0,50	CP II
3	Basáltico	ambiente	0,65	CP II
4	Basáltico	saturado	0,35	CP IV
5	Basáltico	ambiente	0,50	CP IV
6	Basáltico	úmido	0,65	CP IV
7	Basáltico	ambiente	0,35	CP V
8	Basáltico	úmido	0,50	CP V
9	Basáltico	saturado	0,65	CP V
10	Granítico	ambiente	0,35	CP II
11	Granítico	úmido	0,50	CP II
12	Granítico	saturado	0,65	CP II
13	Granítico	úmido	0,35	CP IV
14	Granítico	saturado	0,50	CP IV
15	Granítico	ambiente	0,65	CP IV
16	Granítico	saturado	0,35	CP V
17	Granítico	ambiente	0,50	CP V
18	Granítico	úmido	0,65	CP V
19	Calcáreo	saturado	0,35	CP II
20	Calcáreo	ambiente	0,50	CP II
21	Calcáreo	úmido	0,65	CP II
22	Calcáreo	ambiente	0,35	CP IV
23	Calcáreo	úmido	0,50	CP IV
24	Calcáreo	saturado	0,65	CP IV
25	Calcáreo	úmido	0,35	CP V
26	Calcáreo	saturado	0,50	CP V
27	Calcáreo	ambiente	0,65	CP V

## 5.2 PRODUÇÃO DO CONCRETO

Esta etapa envolveu toda a preparação dos materiais e produção do concreto para as 27 diferentes composições do concreto selecionadas no planejamento fatorial desta pesquisa.

Os traços empregados foram definidos com base no método do IPT/EPUSP, de maneira a caracterizar situações diferenciadas, com diferentes quantidades de material seco (3,5; 5,0; 6,5) em relação à massa do cimento e relações a/c (0,35; 0,50; 0,65).

Tabela 5.3: traços unitários utilizados.

<b>Cimento</b>	<b>Areia</b>	<b>Brita</b>
1	1,25	2,25
1	2	3
1	2,75	3,75

### 5.2.1 Materiais

Foram utilizados, nesta etapa da pesquisa, materiais comumente empregados para a confecção de concretos na região sul do Brasil.

Como aglomerante empregaram-se três tipos de cimento Portland, marca CAUÊ: um cimento Portland composto com adição de fíler (CP II-F-32), um cimento Portland com adição de pozolana (CP-IV-32) e um cimento Portland de alta resistência inicial (CPV-ARI).

O agregado miúdo utilizado foi uma areia média silicosa de origem natural, extraída do rio Jacuí, na região metropolitana de Porto Alegre. Foram usados 3 tipos de agregado graúdo: basáltico, granítico e calcáreo. A tabela 5.4 mostra a resistência à compressão típica esperada de cada um destes agregados.

Tabela 5.4: resistência esperada à compressão de amostras de diferentes tipos de rochas (SBRIGHI NETO, 2005).

<b>Tipo de rocha</b>	<b>Resistência à compressão (MPa)</b>		
	<b>Média</b>	<b>Máximo</b>	<b>Mínimo</b>
Granito	150	240	100
Basalto	220	280	180
Calcáreo	120	200	90

Utilizou-se, ainda, água potável proveniente da rede de abastecimento local.

### 5.2.2 Processo de Mistura

A mistura dos concretos que seriam utilizados foi realizada mecanicamente, com auxílio de uma betoneira de eixo vertical. A imprimação desta betoneira foi feita utilizando uma argamassa de cimento e areia, na proporção 1:3, fabricada com uma relação água/aglomerante similar à do traço que seria moldado. Os materiais foram dosados em massa e sua ordem de colocação na betoneira foi a seguinte:

- a) 100% do agregado graúdo;
- b) 50% da água de amassamento;
- c) 100% do cimento;
- d) 100% do aditivo superplastificante;
- e) 100% do agregado miúdo;
- f) 50% da água de amassamento.

Após a adição do aditivo superplastificante manteve-se a mistura em agitação por 2 minutos, de forma a garantir uma adequada dispersão do aditivo. A seguir a mistura foi agitada por aproximadamente 5 minutos. Finalizado este período foi efetuado o controle da consistência do concreto, através do ensaio de abatimento do tronco de cone, para a determinação da consistência do concreto, conforme determina a NBR-NM 67 (ABNT, 1998). O abatimento especificado para o concreto foi de  $100 \pm 10$  mm para todas as misturas. Este abatimento permite que o concreto produzido seja adensado de maneira adequada, além de favorecer que a superfície de acabamento seja bastante regular, fator importante no momento de execução dos ensaios de VPU.

### 5.2.3 Moldagem dos Corpos-de-Prova

Após o processo de mistura os corpos-de-prova foram moldados, seguindo os procedimentos estabelecidos na NBR 5738 (ABNT, 2003). Para a realização dos ensaios de compressão simples e VPU foram moldados corpos-de-prova cilíndricos com dimensões de 100 mm x 200 mm. A compactação foi realizada com um vibrador do tipo agulha, com diâmetro de 25 mm.

Após a realização das etapas de concretagem e adensamento, os corpos-de-prova foram mantidos em ambiente de laboratório por 24h (Figura 5.1). Decorrido este período os corpos-de-prova foram desmoldados, identificados e submetidos aos diferentes tipos de cura determinados no planejamento experimental, sendo os mesmos ensaiados em idades pré-definidas.

Nos dias estabelecidos para os ensaios os corpos-de-prova foram medidos (Figura 5.1) para determinar o comprimento e permitir o cálculo posterior da velocidade de propagação do pulso ultrassônico.



Figura 5.1: corpos-de-prova moldados após a concretagem



Figura 5.2: medição dos corpos-de-prova

## 5.3 DESCRIÇÃO DOS ENSAIOS

Neste item descrevem-se, resumidamente, os procedimentos de ensaio empregados na pesquisa.

### 5.3.1 Ensaio de VPU

Os ensaios de VPU foram realizados com um equipamento portátil, dotado de transdutores de superfície de baixa frequência (54 kHz), modelo V-METER Mark II, fabricado pela James Instrument Inc. Este equipamento permite a leitura do tempo de transmissão de um pulso ultra-sônico do transdutor emissor ao transdutor receptor, com uma resolução de 0,1 micro-segundos. O mesmo não necessita de barra de calibração, porque dispõe de um micro-processador que grava os valores referentes aos atrasos dos transdutores e dos cabos quando o sistema é inicializado pela primeira vez.

De forma a garantir um posicionamento adequado dos transdutores durante as leituras, foi fabricado um gabarito de leitura, como mostrado na Figura 5.3, que permitia alinhar e apoiar os transdutores, como se observa na Figura 5.4.



Figura 5.3: vista do equipamento e do gabarito para posicionamento dos transdutores.



Figura 5.4: aspecto da realização de um ensaio para determinação da VPU.

Para melhorar a aderência e regularizar a superfície dos corpos-de-prova para posicionamentos dos transdutores, utilizou-se, como acoplante, uma fina camada de gel para ultrassonografia, conforme pode ser observado na Figura 5.3.



Figura 5.5: aplicação de acoplante sobre os transdutores.

### 5.3.2 Ensaio de Resistência à Compressão

Os ensaios de resistência à compressão foram realizados em uma prensa hidráulica servo-controlada, marca SHIMADZU, com capacidade para 2.000 kN.

De acordo com a NBR 5739 (1994a), a estrutura de aplicação da carga deve ter capacidade compatível com os ensaios a serem realizados, permitindo a aplicação controlada da carga. A mesma indica, ainda, que o ensaio deve ser realizado, tanto quanto possível, imediatamente após a remoção dos corpos-de-prova do local de cura.

De acordo com Siqueira Tango (2005), a idade de controle usual para corpos-de-prova de concreto é aos 28 dias de idade, mas poderá ser conveniente fazer o controle em idades mais baixas ou mais altas. Para os fins desta pesquisa, que busca gerar um modelo de aplicação genérica para estimativa da resistência do concreto, decidiu-se que seria interessante ter a faixa mais ampla possível de variação de idades. Dados os prazos disponíveis para realização desta etapa, todavia, teve-se que restringir os ensaios para um prazo máximo de 180 dias. Desta forma se adotaram as idades de ensaio de 7, 14, 28, 56 e 180 dias.

Para permitir uma boa distribuição das cargas durante a realização do ensaio, as superfícies de topo dos corpos-de-prova foram regularizadas com um capeamento à base de enxofre.

## 5.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS RESULTADOS

Terminada a coleta de dados foi iniciada a fase de análise estatística dos resultados, para verificação da influência da variação de cada parâmetro estudado e de seu reflexo na resistência à compressão e VPU do concreto.

A complexidade inerente das relações entre as variáveis de estudo e as variáveis de saída (resistência e VPU) - razão pela qual se está propondo o uso das RNAs neste trabalho - torna difícil obter correlações diretas entre os parâmetros estudados. É possível, todavia, observar alguns padrões de comportamento bastante interessantes.

Com o intuito de preparar os dados para a análise estatística efetuou-se uma depuração dos valores espúrios com o objetivo de se identificar e eliminar valores considerados atípicos que afetassem a análise estatística.

Para este tratamento preliminar se adotaram os critérios descritos a seguir:

- a) os dados numéricos foram considerados suspeitos quando o valor absoluto da variável de resposta, subtraído da média de suas repetições, era maior do que o desvio padrão;
- b) após a identificação dos valores suspeitos, os mesmos foram desconsiderados e foram calculados os novos valores das médias e desvios padrões;
- c) a seguir foram refeitos os cálculos, subtraindo-se a variável de resposta suspeita pela nova média calculada. O valor era considerado espúrio se o resultado, em valor absoluto, ultrapassasse duas vezes o novo desvio padrão.

Após este tratamento preliminar, os dados obtidos foram analisados através do método estatístico de *Análise da Variância* (ANOVA). A análise foi efetuada através do software STATISTICA, sendo adotado um nível de significância de 5% ( $p^1 = 0,05$ ), valor normalmente utilizado na engenharia civil.

A ANOVA é empregada para identificar se os valores da variável de resposta, medidos nos diversos níveis dos fatores controlados, diferem entre si, sendo adequado para extrair tendências do comportamento da amostra. Este tipo de procedimento permite comparar os valores de uma variável medida em diversos grupos, determinando se existem, ou não, diferenças significativas entre as médias dos grupos, sendo que cada nível do fator controlado irá configurar um grupo.

Para determinar-se o efeito de um fator controlado sobre uma variável de resposta faz-se a comparação entre os valores calculados ( $F_{\text{calculado}}$ ) e os valores tabelados ( $F_{\text{tabelado}}$ ) obtidos em função de uma distribuição de probabilidade de Fischer. Quando o valor de  $F_{\text{calculado}}$  for maior que o valor de  $F_{\text{tabelado}}$  este fator irá influenciar significativamente nos resultados obtidos. Nas análises foram utilizadas, como variáveis de resposta, os valores de *resistência à compressão* e os registros de *VPU*. Já os fatores controlados considerados foram *idade do ensaio*, *relação a/c*, *tipo de cimento*, *tipo de agregado* e *modo de cura*.

---

<sup>1</sup>  $p$  é um parâmetro estatístico que indica a probabilidade de obterem-se resultados fora da região de possibilidades de conclusão. Se a probabilidade de erro é menor que o nível aceitável de erro, então podemos afirmar que a pesquisa é significativa. Quanto maior o  $p$ , menos se pode acreditar que a relação observada entre as variáveis na amostra é um indicador confiável da relação entre as respectivas variáveis na população.

As tabelas 5.5 e 5.6 contém os valores provenientes das análises do tipo ANOVA que foram realizadas. Os resultados obtidos evidenciam claramente a importância e influência dos parâmetros estudados (fatores controlados) tanto na resistência do concreto quanto na VPU.

Tabela 5.5: ANOVA para resistência à compressão.

<b>Resistência à compressão</b>					
1 – Tipo de Agregado; 2 – Modo de Cura; 3 – Relação a/c; 4 – Idade; 5 – Tipo de Cimento					
Efeito	GDL	MQ	F <sub>calculado</sub>	p	Significância
1	1	515127,9	123608,9	0,000000	Sim
2	2	150,7	36,2	0,000000	Sim
3	2	352,9	84,7	0,000000	Sim
4	2	37243,2	8936,8	0,000000	Sim
5	2	3339,6	14,774	0,000001	Sim

Tabela 5.6: ANOVA para VPU.

<b>VPU</b>					
1 – Tipo de Agregado; 2 – Modo de Cura; 3 – Relação a/c; 4 – Idade; 5 – Tipo de Cimento					
Efeito	GDL	MQ	F <sub>calculado</sub>	p	Significância
1	1	9,050647E+09	3557691	0,000000	Sim
2	2	2,370156E+06	932	0,000000	Sim
3	2	1,196986E+06	471	0,000000	Sim
4	2	3,455188E+06	1358	0,000000	Sim
5	2	1,124592E+06	23,5	0,000001	Sim

Onde:

GDL = graus de liberdade

MQ = média dos quadrados

F<sub>calculado</sub> = valor calculado

p = probabilidade

Todos os parâmetros estudados (idade, relação a/c, tipo de cimento, tipo de agregado e modo de cura) se mostraram significativos na determinação dos parâmetros de controle (resistência à compressão e VPU), quando analisados separadamente.

A seguir se analisa cada caso particular. As Figuras 5.6 a 5.15 ilustram o comportamento das diferentes variáveis que foram objeto deste estudo, quando se efetua a análise de variância isolada.

#### 5.4.1 Análise da Influência do Tipo de Agregado

Na Figura 5.6 pode-se observar a influência dos diferentes *tipos de agregados* na resistência do concreto. O concreto mais resistente foi aquele fabricado com o agregado calcáreo. Sabe-se que as rochas calcáreas (vide Tabela 5.4) apresentam uma resistência à compressão moderada, menor que as demais. Portanto, acredita-se que o bom comportamento observado está associado ao fato de que as rochas calcáreas tendem a apresentar maior afinidade química com a matriz cimentícia, podendo resultar em uma reatividade superficial que afeta e modifica a zona de transição (ZT) em torno dos agregados. Este é um efeito importante, pois a ZT é normalmente a parte mais frágil do composto concreto, e nela, freqüentemente, nascem ou se propagam as microfissuras que levam à sua ruptura. Melhorar a ZT, como se sabe, acarreta efeitos diretos na resistência do concreto, como se percebe nestes dados.

Já o comportamento dos outros dois agregados apresenta uma relação suave com o valor esperado de resistência à compressão da rocha matriz. A resistência à compressão média do agregado basáltico tende a ser superior à do agregado granítico, e esta tendência se manifesta de forma leve também nos concretos fabricados com estes dois agregados.

Em termos das leituras de VPU, a Figura 5.7 mostra que o uso do agregado granítico resultou nos concretos mais densos, o que indica que a compacidade da rocha da qual foi extraído o agregado não é fator determinante na compacidade do concreto. Possivelmente influem mais, neste caso, a geometria e qualidade da ZT formada ao redor do agregado, que vai depender da forma e granulometria do mesmo.

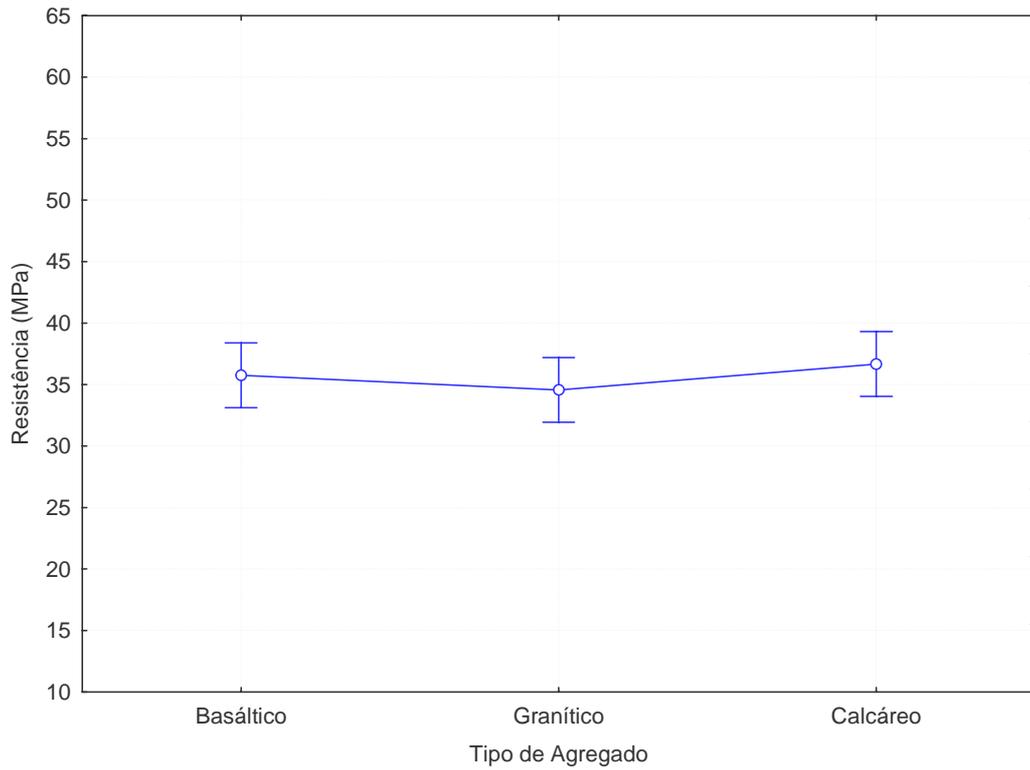


Figura 5.6: influência do tipo de agregado no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão

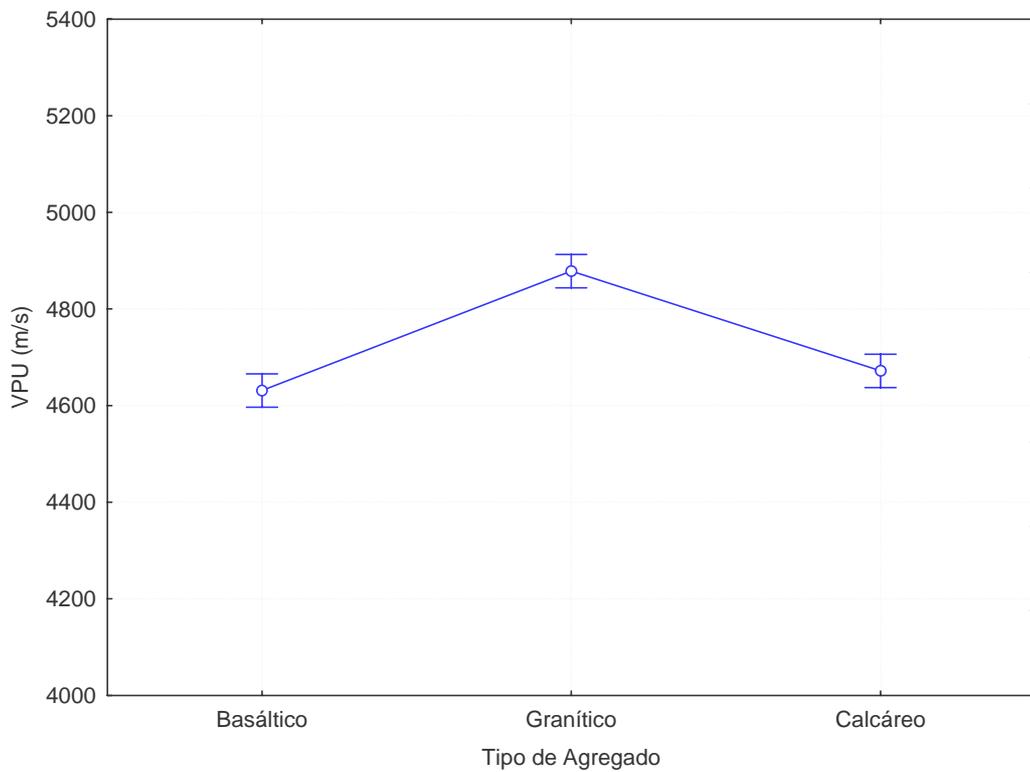


Figura 5.7: influência do tipo de agregado no Ensaio de VPU

### 5.4.2 Análise da Influência do Tipo de Cura

Nas Figuras 5.8 e 5.9 podemos observar a influência do *tipo de cura* na resistência à compressão e VPU do concreto.

Pode-se verificar, analisando as figuras, que tanto a resistência à compressão quanto a VPU são afetadas pelo tipo de cura do concreto. Como esperado, a cura saturada propiciou os melhores resultados, tanto para a resistência quanto para a VPU.

A cura úmida resultou num concreto muito similar ao submetido à cura saturada, em termos de resistência à compressão, mas resultou em concretos com menor VPU. A única explicação encontrada para este fenômeno seria uma eventual lavagem de parte do hidróxido de cálcio durante o período de cura em câmara úmida. Acredita-se que, se este fenômeno ocorrer de forma suave, o mesmo pode eventualmente ser detectado pela ultrassonografia, que é muito sensível, mas não afetar de forma notável a resistência à compressão.

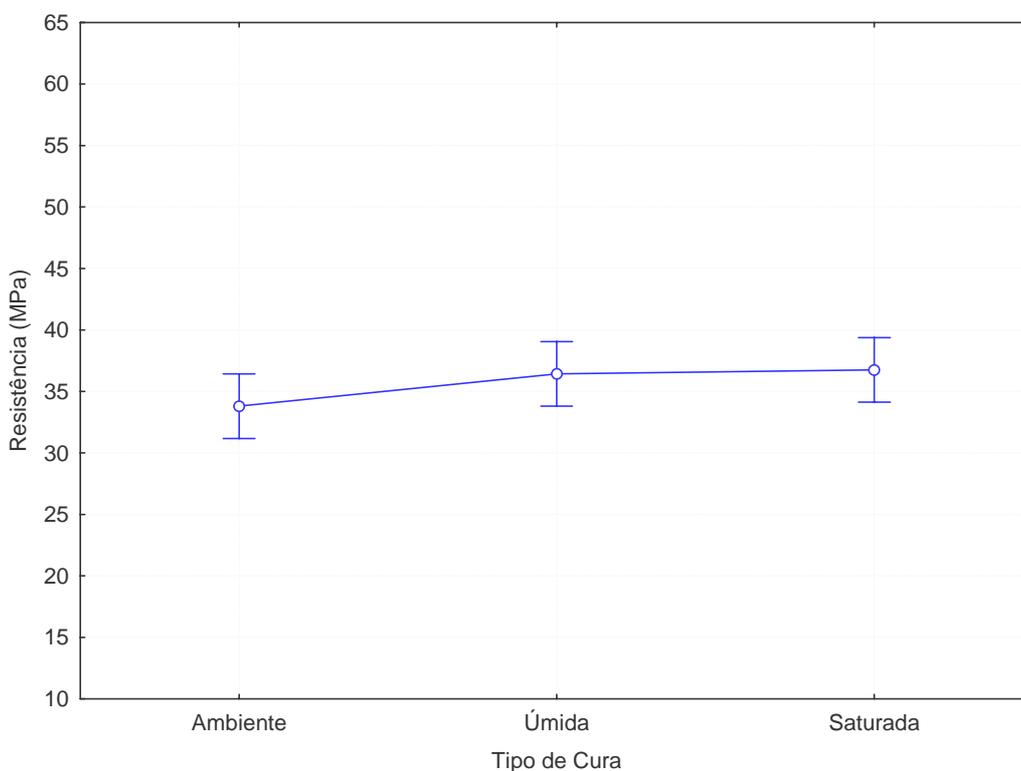


Figura 5.8: influência do tipo de cura no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão

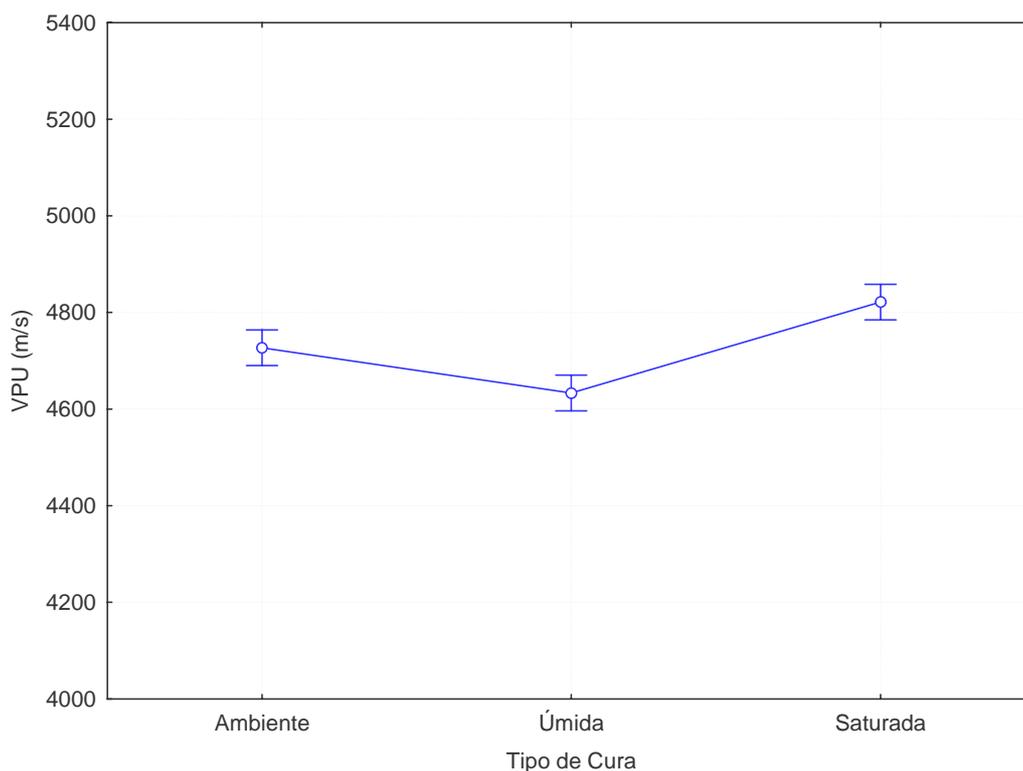


Figura 5.9: influência do tipo de cura no Ensaio de VPU.

### 5.4.3 Análise da Influência da Relação $a/c$

Nas Figuras 5.10 e 5.11 pode-se verificar a influência da relação  $a/c$  na resistência à compressão e VPU do concreto. Pode-se observar que tanto a resistência à compressão quanto a VPU são afetadas de maneira semelhante pela variação na relação  $a/c$  do concreto.

Um aumento da relação  $a/c$ , como esperado, implica em uma queda marcante na resistência e na compacidade do concreto, o que resulta em leituras de VPU menores.

Nota-se que a relação entre a relação  $a/c$  e as variáveis de resposta é sempre bastante acentuada, assumindo um caráter praticamente exponencial, para a resistência à compressão, e um caráter mais linear, para a VPU.

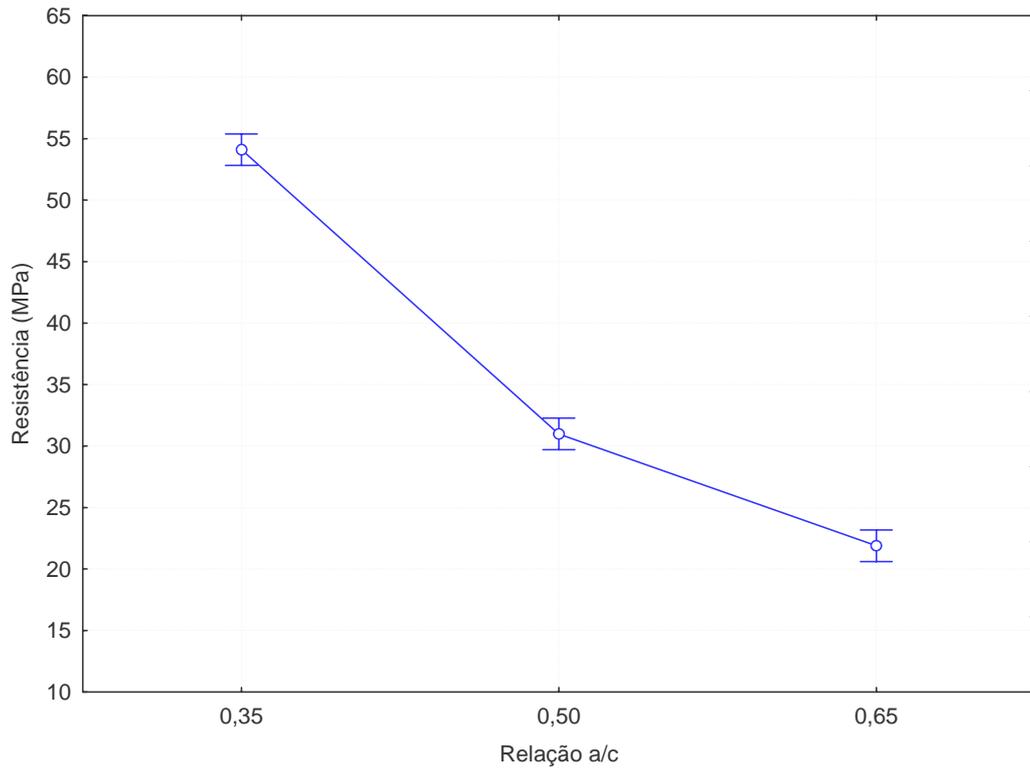


Figura 5.10: influência da relação a/c no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão

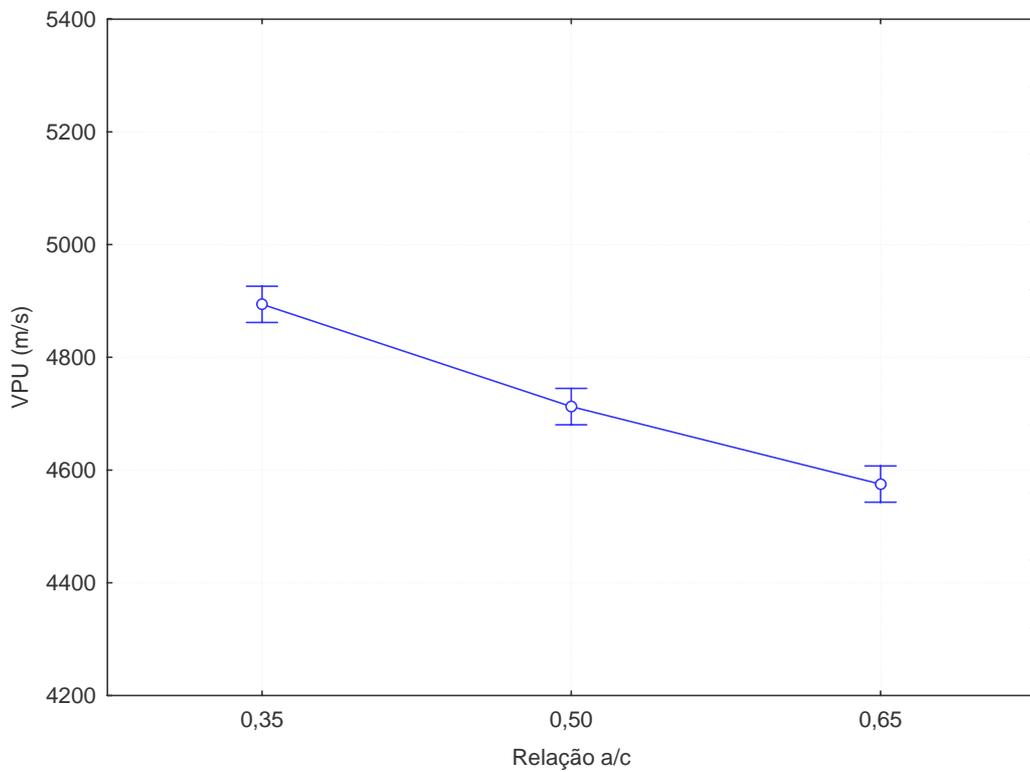


Figura 5.11: influência da relação a/c no Ensaio de VPU.

#### 5.4.4 Análise da Influência da Idade do Concreto

As Figuras 5.12 e 5.13 mostram as tendências de crescimento tanto da resistência do concreto quanto da VPU com a evolução da *idade do concreto*. Observa-se claramente que ocorre um incremento no valor de ambas com a evolução do tempo, mesmo quando se variam os diferentes parâmetros que foram objeto deste estudo. Isto pode ser explicado em função do avanço na hidratação do cimento com o decorrer do tempo.

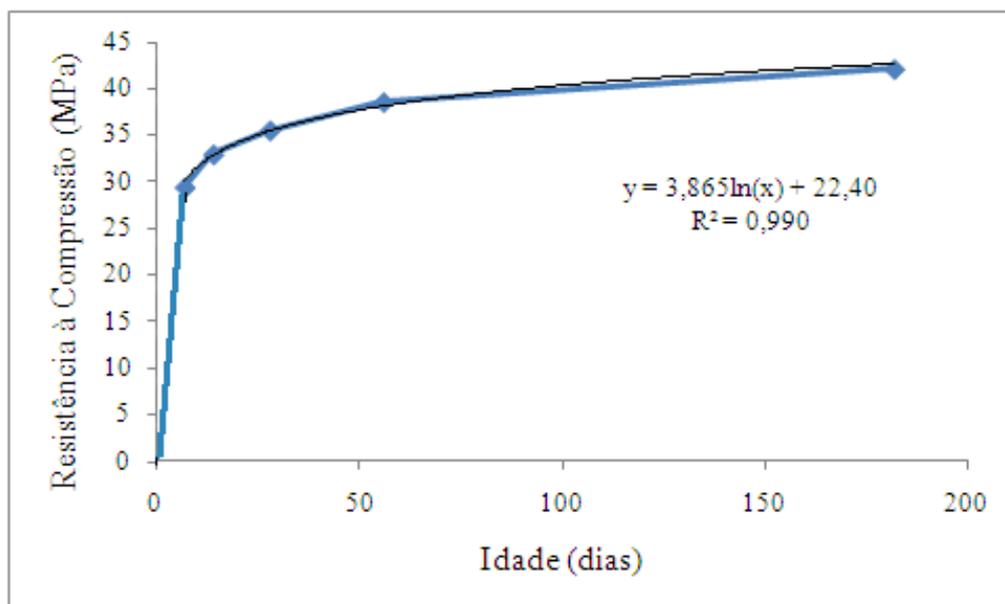


Figura 5.12: influência da idade no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão

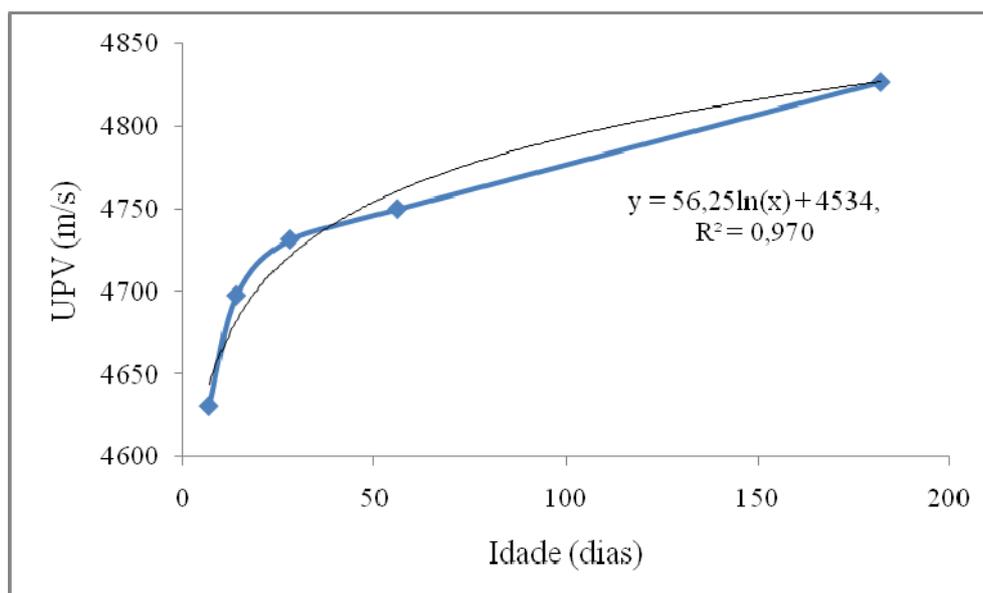


Figura 5.13: influência da idade no Ensaio de VPU

Ambas as relações podem ser adequadamente aproximadas por funções logarítmicas, com maior sucesso no caso da resistência à compressão, onde a aderência entre a função de estimação gerada e os dados experimentais é muito grande.

#### 5.4.5 Análise da Influência do Tipo de Cimento

Nas figuras 5.14 e 5.15 pode-se observar a influência do *tipo de cimento* na resistência à compressão e VPU do concreto.

Verifica-se que tanto a resistência à compressão quanto o VPU respondem de forma bastante similar à variação do tipo de cimento. Cabe destacar que este comportamento similar entre as duas variáveis de controle foi observado na maioria dos casos até agora, o que evidencia claramente que existe uma relação entre a resistência à compressão e a VPU, e justifica a realização do presente trabalho, que busca modelar esta relação usando um modelo neural não estruturado, a rede neural.

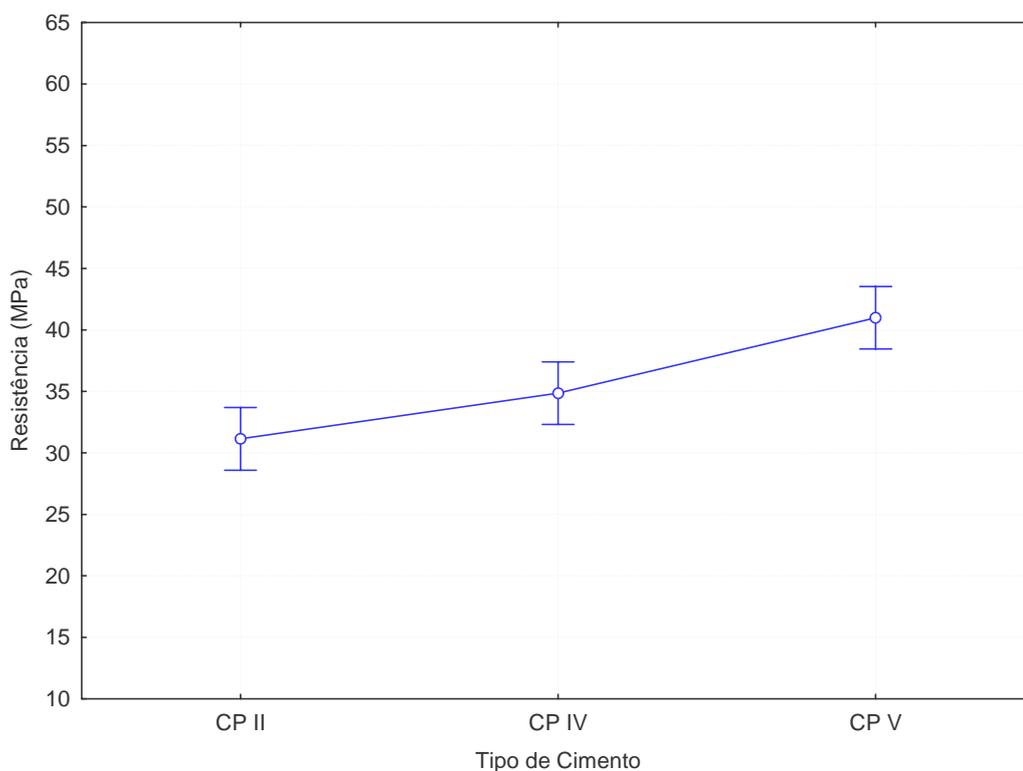


Figura 5.14: influência do tipo de cimento no Ensaio de Resistência Mecânica à Compressão

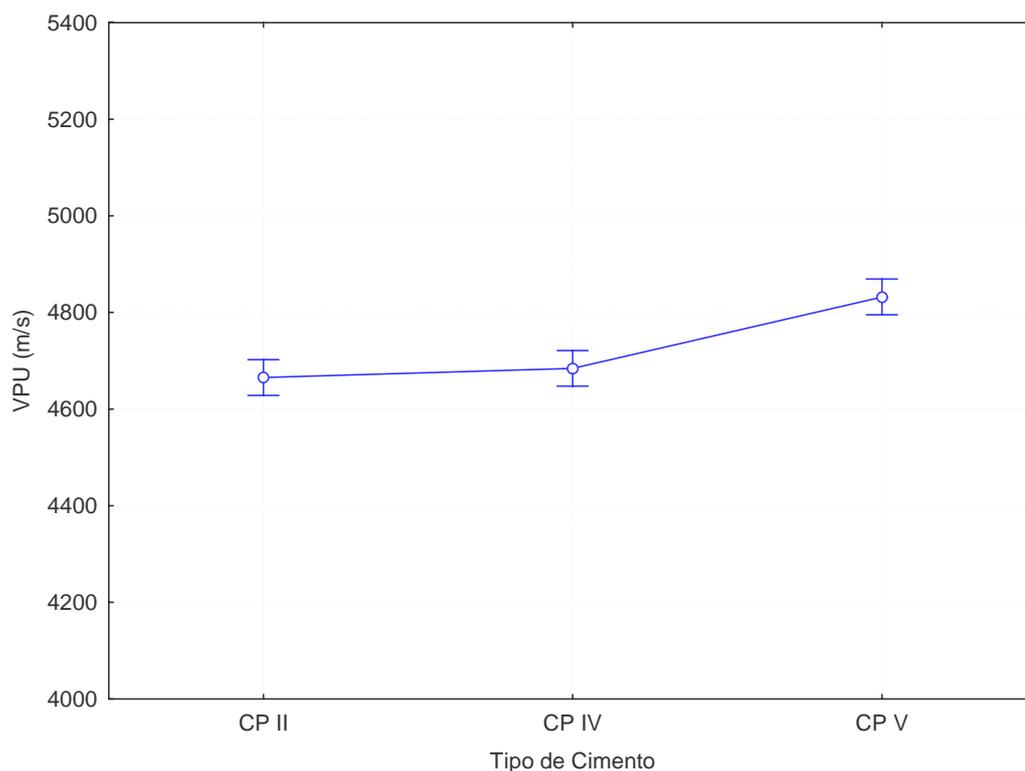


Figura 5.15: influência do tipo de cimento no Ensaio de VPU

Analisando a figura verifica-se que, como esperado, o uso do cimento CP-V resultou em valores mais elevados tanto para a resistência do concreto quanto para a VPU, o que foi atribuído à sua natureza química e maior rapidez de hidratação<sup>2</sup>. O cimento CP II-F obteve os valores mais baixos de resistência, o que era esperado, pois o próprio fabricante indica que o mesmo tem resistência potencial menor.

Já o cimento CP IV ficou em uma posição intermediária, o que pode ser explicado pela presença de adições pozolânicas em sua composição. O teor menor de compostos que se hidratam mais rapidamente resulta em uma evolução mais lenta da resistência do que o cimento CP-V e o CP-II, mas garante um ganho adicional de resistência pela conversão química do hidróxido de cálcio em C-S-H secundário, em mais altas idades (cabe lembrar que o gráfico acumula os dados coletados para todas as idades de ensaio, que variaram de 7 a 180 dias).

---

<sup>2</sup> Este tipo de cimento, ao reagir com a água, adquire maiores resistências com maior velocidade. De acordo com Kihara e Centurione (2005) esta propriedade é adquirida por dois fatores: uma dosagem diferente de calcário e argila na produção do clínquer e pela moagem mais fina do cimento.

## 5.5 ANÁLISE DA RELAÇÃO DIRETA $f_c$ versus VPU

Em última instância, o objetivo do presente trabalho consiste em estabelecer um modelo para a relação entre a resistência à compressão ( $f_c$ ) e VPU. Sabe-se que esta é uma relação complexa. Todavia, para verificar em que medida a mesma se manifestava nos dados experimentais coletados, plotaram-se todos os resultados tomando somente estes dados, como mostrado na Figura 5.16.

Analisando a figura se constata que, de fato, existe relação entre as variáveis, embora se note uma grande variabilidade (expressa pelo coeficiente de correlação  $R^2 = 0,532$ ), devido ao grande número de parâmetros influentes na mesma. Isto justifica a tentativa de procurar uma maneira mais adequada e robusta para modelar a relação  $f_c$  vs VPU, através do uso das redes neurais.

Para verificar como a inclusão de informações adicionais afetaria a relação, foi plotada a Figura 5.17, que considera o efeito da idade de ensaio na análise, o que melhorou consideravelmente a correlação obtida entre a resistência e a VPU (o coeficiente de correlação  $R^2$  subiu para 0,807). Porém, deve-se levar em conta que esta correlação foi obtida a partir de uma base de dados de experimentos controlados e que atendiam a um planejamento experimental favorável à captura dos efeitos das variáveis estudadas.

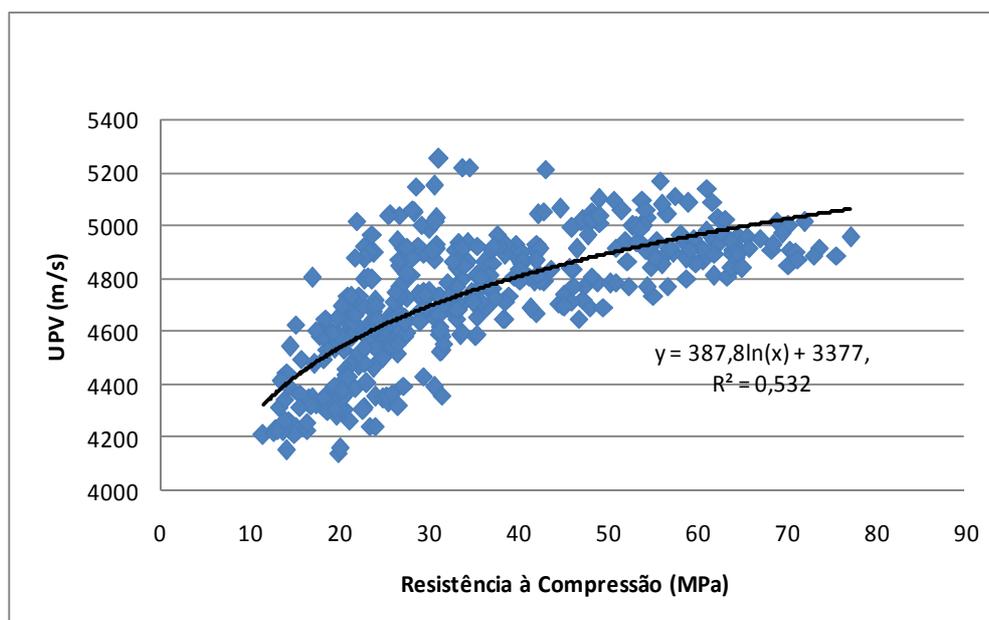


Figura 5.16: relação entre a Resistência Mecânica à Compressão do Concreto e a VPU para os concretos ensaiados

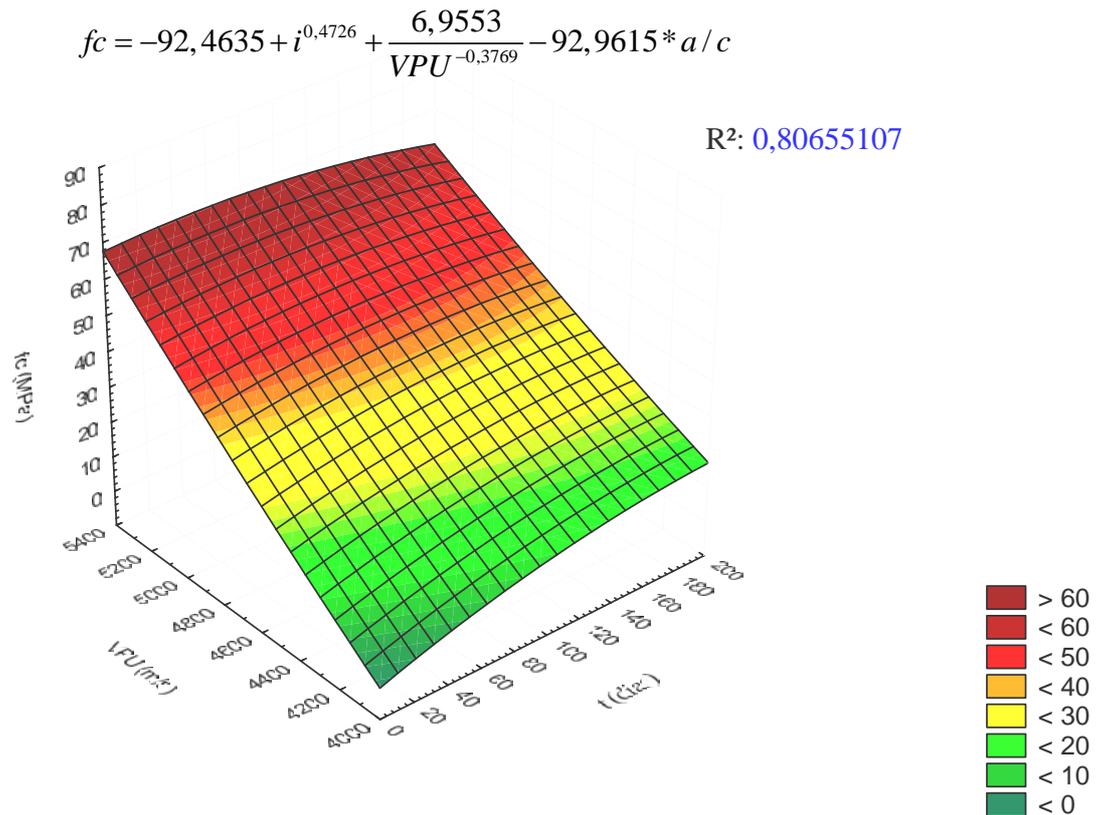


Figura 5.17: relação entre a Resistência Mecânica à Compressão do Concreto e a VPU para os concretos ensaiados levando-se em conta a idade

## 5.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Fisicamente, sabe-se que deve haver uma relação entre compactação e resistência à compressão. Todavia, a natureza complexa e heterogênea do concreto torna a modelagem desta relação uma tarefa árdua. Um grande número de variáveis, potencialmente, afeta a correlação de resultados de compactação, obtidos via pulso ultra-sônico, e de resistência à compressão do concreto. Sabe-se que a quantidade de vazios, a relação  $a/c$ , o tipo e tamanho de agregado utilizado, o teor de umidade, a técnica de moldagem, o tamanho das amostras e o tipo de cimento, entre outros, são fatores que afetam os valores de resistência deste material.

Apesar das dificuldades, os resultados obtidos no programa experimental levado a efeito neste trabalho, para complementar os dados coletados na literatura, indicam que existe uma marcante correlação entre a resistência e a VPU. Em geral as duas respondem de maneira similar à variação de alguns parâmetros de produção do concreto, embora a variação das condições de cura e do tipo de agregado possa gerar efeitos mais sensíveis no VPU do que na resistência.

Em geral, pode-se considerar que os resultados coletados evidenciam que, através da quantificação e da qualificação de dados em laboratório, é possível entender como variações das condições de ensaio afetam os resultados de VPU, o que pode auxiliar a minorar os erros na estimativa da resistência do concreto.

O estudo indica que ensaios de VPU são sensíveis a variações de homogeneidade e densidade, podendo, portanto, fornecer dados importantes para a tomada de decisão a respeito das condições de estruturas de concreto. Ou seja, pode-se concluir que, mediante a execução de ensaios de VPU é possível contribuir com o controle da qualidade das estruturas de concreto.

O problema é que, no estágio atual, os modelos de estimativa de resistência a partir da VPU são imprecisos, sendo mais úteis para avaliar a evolução temporal ou para mapear a distribuição física das resistências numa estrutura de forma comparativa.

Para melhorar a eficiência é necessário desenvolver modelos mais sofisticados, tema que é objeto de interesse da pesquisa. Dada a sinergia de efeitos e a falta de conhecimento sobre cada um deles, pode-se dizer que este é um problema que exige uma modelagem não-linear de um conhecimento pouco estruturado, o que justifica o emprego da técnica de modelagem via RNAs.

## **Capítulo 6 – MONTAGEM E TREINAMENTO DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS PARA ANÁLISE DE DADOS DE ENSAIOS DE ULTRASSOM – FASE PRELIMINAR**

O processo de desenvolvimento de aplicações através de RNAs deve se basear em uma metodologia com várias etapas, como discutido no capítulo 3. No presente trabalho este processo foi subdividido em duas fases, denominadas preliminar e principal. A fase preliminar, que usou um banco de dados reduzido, foi utilizada para que se pudesse verificar se a utilização das RNAs traria um grau de confiabilidade adequado para que se fizesse a estimativa da resistência do concreto. Além disto, se definiram algumas estratégias de estruturação e treinamento das redes. Após esta fase passou-se para a etapa seguinte, que envolveu o desenvolvimento e teste das RNAs definitivas a partir de uma base de dados maior e mais variada em suas principais características.

Este capítulo descreve as etapas envolvidas no processo de formatação inicial das RNAs (fase preliminar), para posterior utilização na geração do modelo de estimativa da resistência à compressão do concreto a partir da UPV e de outras variáveis (fase principal), que será apresentada no capítulo 7.

### **6.1 COLETA DOS DADOS**

Na fase preliminar foi utilizada uma base de dados contendo 130 resultados de ensaios de UPV em corpos-de-prova cilíndricos de concreto. Este banco de dados era composto, basicamente, pelos dados coletados por Lorenzi (2000) no LMCC (Laboratório de Materiais de Construção Civil) da Universidade Federal de Santa Maria.

Os dados de origem continham resultados de ensaios de UPV que variavam entre 1.600 e 4.000 m/s, sendo que a resistência dos concretos ensaiados atingia valores de até 70 MPa. O tipo de cimento utilizado nesta etapa da pesquisa foi o CP IV. A tabela 6.1 apresenta os intervalos de valores do banco de dados utilizado para a fase preliminar.

Tabela 6.1: parâmetros controlados – RNA preliminar

Parâmetro			
Modo de Cura (u)	Úmida		
Relação a/c (a/c)	0,35	0,45	0,55
Idade (i)	1	360	
UPV (m/s)	1600	4000	

## 6.2 ESTRUTURAÇÃO DAS REDES

A primeira decisão a tomar envolveu a definição da estrutura ou topologia da rede a criar para esta pesquisa. Existem inúmeras estruturas de redes já utilizadas, como se pode observar na tabela 6.2, que ilustra algumas configurações de RNAs, segundo o tipo de tarefa que as mesmas executam.

Tabela 6.2: Exemplos de redes neurais e seus usos (Sriram, 1997).

<i>Classificação de Padrões</i>	<i>Reconhecimento de voz</i>	<i>Visão de Máquina</i>	<i>Robótica</i>	<i>Processamento de Sinais</i>	<i>Otimização</i>
Adaline	Pré-processador Martin Speech	BSC/FCS	Cmac Cerebellum	Adaline	Máquina de Boltzmann
Art	Masking Field	Cellular Automata	Darwin Ii	Multi-Layer Perceptron	Cellular Automata
Máquina de Boltzmann	Multi-Layer Perceptron	Modelos Conexionistas	Infant		Rede de Markov
Aprendizado Competitivo	Silicon Cochlea	Darwin Ii	Multi-Layer Perceptron		Redes de Hopfield
Mapa de Características	Tríade Sináptica	Redes de Alta Ordem	Tensor Nets		Vencedor Leva Tudo
Rede de Hamming	Tempo de Concentração	Rede de Markov	Mapas Topográficos		
Multi-Layer Perceptron	Atraso Temporal	Neo-Cognitron			
Perceptron	Trace	Rede Paramétrica			
Energia Reduzida	Rede de Viterbi	Silicon Retina			

Como pode-se notar na tabela, para realizar uma determinada tarefa específica é possível utilizar diferentes configurações de redes. Cabe ao usuário saber determinar qual será a mais adequada para o problema que está se tratando, buscando-se assim uma melhor performance. Como discutido no capítulo 3, uma das configurações mais usadas é a rede tipo *perceptron* de múltiplas camada (*Multi-Layer Perceptron* - MLP). O MLP é um dos modelos de RNA mais flexíveis, podendo ser utilizado em várias situações com sucesso, como demonstra a tabela. Diante deste fato se optou por utilizar, nos primeiros testes de geração de RNAs desta pesquisa, um MLP de 4 camadas, implementado computacionalmente com auxílio do programa computacional MATLAB 5.3.

Fixou-se inicialmente o número de camadas ocultas em 2 (formando um perceptron de 4 camadas, considerando as camadas de entrada e de saída). Esta arquitetura permite uma boa flexibilidade de análise, permitindo gerar um comportamento não-linear, sem acarretar esforços de processamento computacional muito elevados. A figura 6.1 ilustra o modelo genérico de rede adotado. As interações entre a 1ª e a 2ª camada ocultas foram simplificadas para melhorar a visualização. Na verdade, todos os neurônios se conectam.

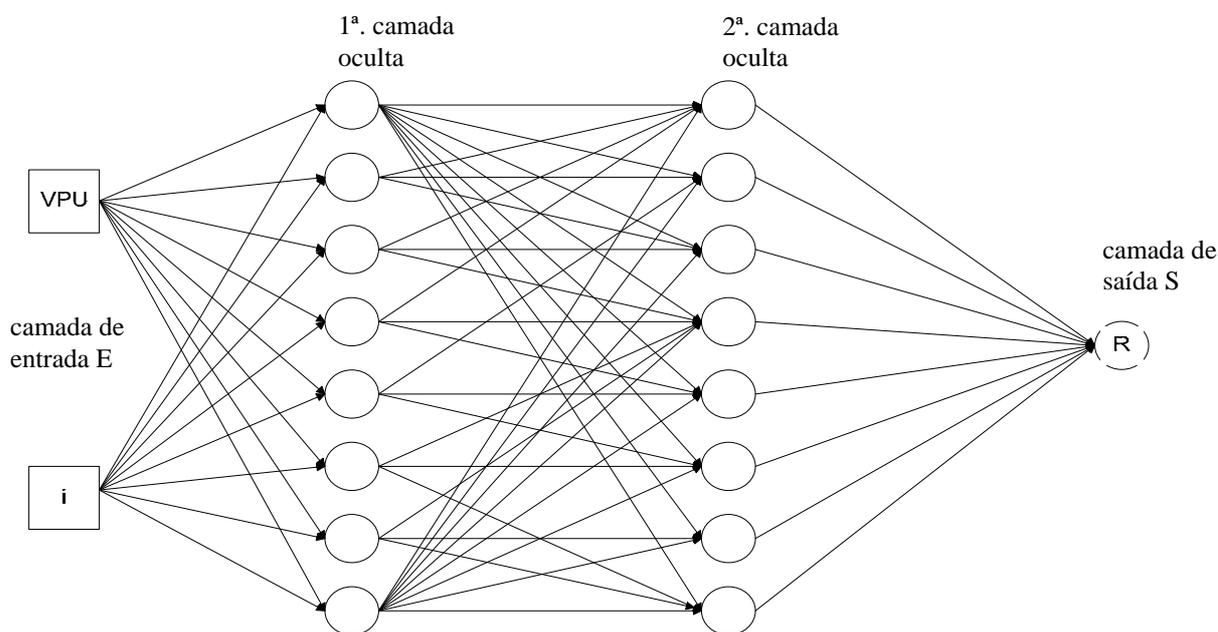


Figura 6.1: Rede neural utilizada na fase preliminar.

Entre a camada de entrada (E) e as camadas ocultas, e entre as camadas ocultas, se decidiu utilizar a função de transferência do tipo tangente sigmóide hiperbólica. Já da 2ª. camada oculta para a camada de saída (S) foi adotada uma função linear, pois esta função é a função de transferência normalmente aplicada nestes casos.

### 6.3 TREINAMENTO

O processo de treinamento de uma RNA é um passo de fundamental importância para que se consiga construir bons modelos neurais. Diversas questões estão envolvidas no processo de treinamento de uma RNAs, tal como a definição do tipo de algoritmo de aprendizado a utilizar e a decisão acerca do erro admissível e número máximo de iterações.

Um processo de treinamento busca a redução progressiva do erro através da análise experimental de vizinhança em torno do resultado, objetivando determinar o maior gradiente de redução na superfície de erro. Este procedimento, que reduz o esforço computacional, pode eventualmente conduzir a mínimos locais de erro, ao invés do mínimo absoluto de erro. No presente trabalho foi utilizado o algoritmo EBP para orientar o treinamento das RNAs. Este é um dos algoritmos de treinamento mais utilizados, pois reduz significativamente o esforço computacional.

Nesta fase inicial foram testadas várias redes, com as características descritas na tabela 6.3, nas quais se variou o número de neurônios na 1ª. e 2ª camada oculta. O número de interações máximo permitido foi de 10.000 épocas. O objetivo estabelecido era atingir um erro médio menor que 4 MPa, que representava aproximadamente 5.7% (0,057) do valor máximo de resistência registrado no banco de dados, tomado como 70 MPa. As RNAs estudadas nesta fase, continham 2 neurônios na camada de entrada, 2 a 8 neurônios na primeira camada oculta, 4 a 48 neurônios na segunda camada oculta e 1 na camada de saída.

Tabela 6.3: performance das diferentes configurações das redes

RNA	Épocas de treinamento	Objetivo (Erro Médio Alvo)
2 x 2 x 4 x 1	10000	4
2 x 2 x 8 x 1	10000	4
2 x 2 x 10 x 1	10000	4
2 x 2 x 24 x 1	10000	4
2 x 4 x 16 x 1	10000	4
2 x 4 x 24 x 1	10000	4
2 x 8 x 48 x 1	6986	4
2 x 8 x 48 x 1	10000	1

## 6.4 ANÁLISE DOS RESULTADOS DO TREINAMENTO

A Tabela 6.4 apresenta o desempenho atingido por diferentes configurações de redes testadas nesta fase preliminar, avaliadas em termos do erro médio, expresso em MPa. Pode-se observar claramente que o aumento do número de neurônios nas camadas intermediárias permitiu que o erro médio obtido fosse reduzido. Todavia o custo computacional aumentou progressivamente, até se chegar a situações onde não se tornava atraente aumentar o número de neurônios das camadas intermediárias da RNA, pois a redução do erro era muito pequena.

Tabela 6.4: performance alcançada para as diferentes configurações das redes

RNA	Épocas de treinamento	Erro Alvo (MPa)	Erro Médio (MPa)
2 x 2 x 4 x 1	10000	4	32,35
2 x 2 x 8 x 1	10000	4	26,18
2 x 2 x 10 x 1	10000	4	36,52
2 x 4 x 16 x 1	10000	4	13,96
2 x 4 x 24 x 1	10000	4	14,71
2 x 8 x 48 x 1	6986	4	3,99
2 x 8 x 48 x 1	10000	1	4,59

Observando a tabela verifica-se que, dentre as diversas configurações estudadas, a que alcançou os melhores resultados tinha 2 neurônios na camada de entrada, 8 na primeira camada oculta, 48 na segunda camada oculta e 1 na camada de saída. Esta rede foi a única a atingir um valor de erro médio praticamente igual ao erro alvo de 4 MPa, convergindo em cerca de 7000 iterações. Todas as demais redes chegaram aos limites de iterações sem atingir valores de erros médios próximos ao do erro alvo.

Para testar melhor a capacidade de estimativa desta rede reduziu-se o erro alvo para 1 MPa. Neste caso a rede não conseguiu atingir o alvo, atingindo o limite de 10000 iterações. É interessante notar que o segundo processamento com a rede resultou num valor um pouco diferente de erro médio, superior ao obtido no primeiro treinamento. Isto ocorreu porque se permitiu que o software lançasse valores aleatórios para os coeficientes da rede.

Desta forma, em cada treinamento, a rede examinou a vizinhança e atingiu valores similares, porém distintos de erro médio.

Para ilustrar como avança um processo de treinamento se apresentam, nas Figuras 6.2 a 6.4, os registros de treinamento de algumas redes. Em cada gráfico a linha em azul representa o erro médio calculado em cada etapa ou época de treinamento, enquanto a linha preta representa o erro alvo estabelecido para a rede.

Pode-se observar, claramente, que o poder de adaptação nas primeiras épocas de treinamento é bastante elevado, como esperado em processos iterativos. Nas primeiras épocas é que ocorre mais fortemente o ajuste dos pesos sinápticos que fazem a correlação entre os neurônios. O processo de treinamento busca a redução progressiva do erro, através de uma exploração da vizinhança em torno dos resultados das estimativas, resultado de pequenos ajustes nos pesos sinápticos, que buscam determinar qual a direção do maior gradiente de redução na superfície de erro. Com o avanço do treinamento os ajustes se tornam menos eficazes, levando à estabilização do valor do erro médio. A precisão final da estimativa, em cada caso, depende das características da rede em questão, do erro alvo e do número máximo de épocas de treinamento, entre outras.

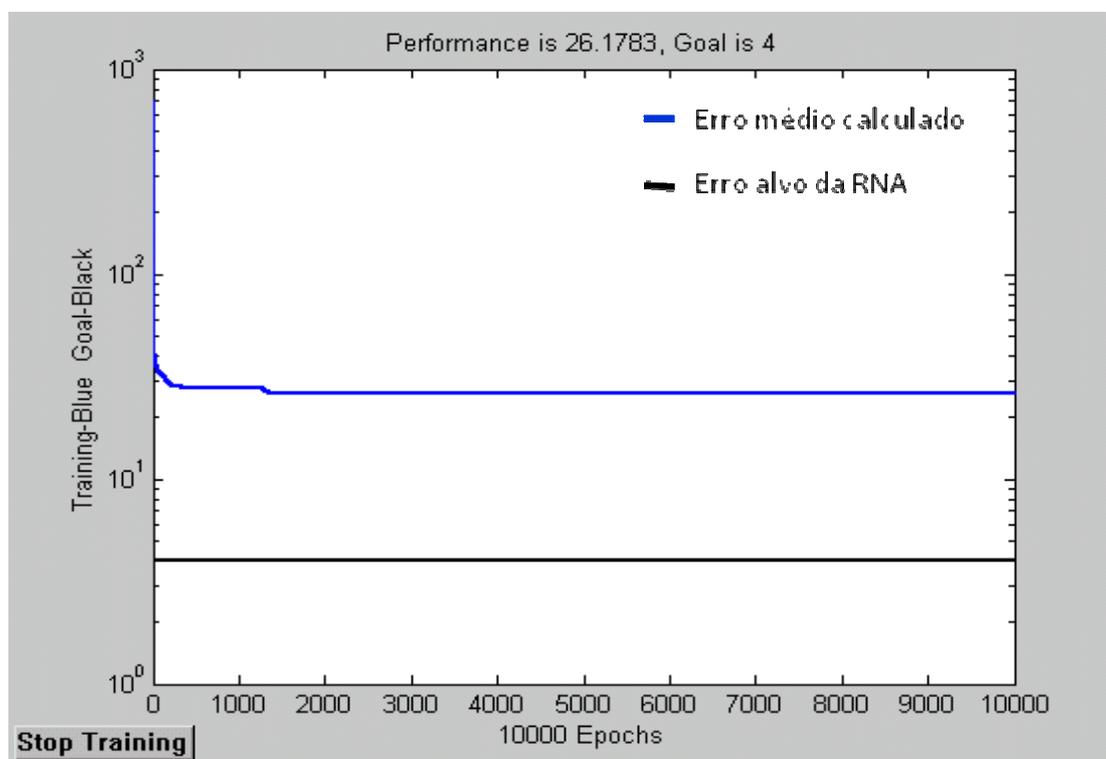


Figura 6.2: progressão do treinamento da rede 2x2x8x1.

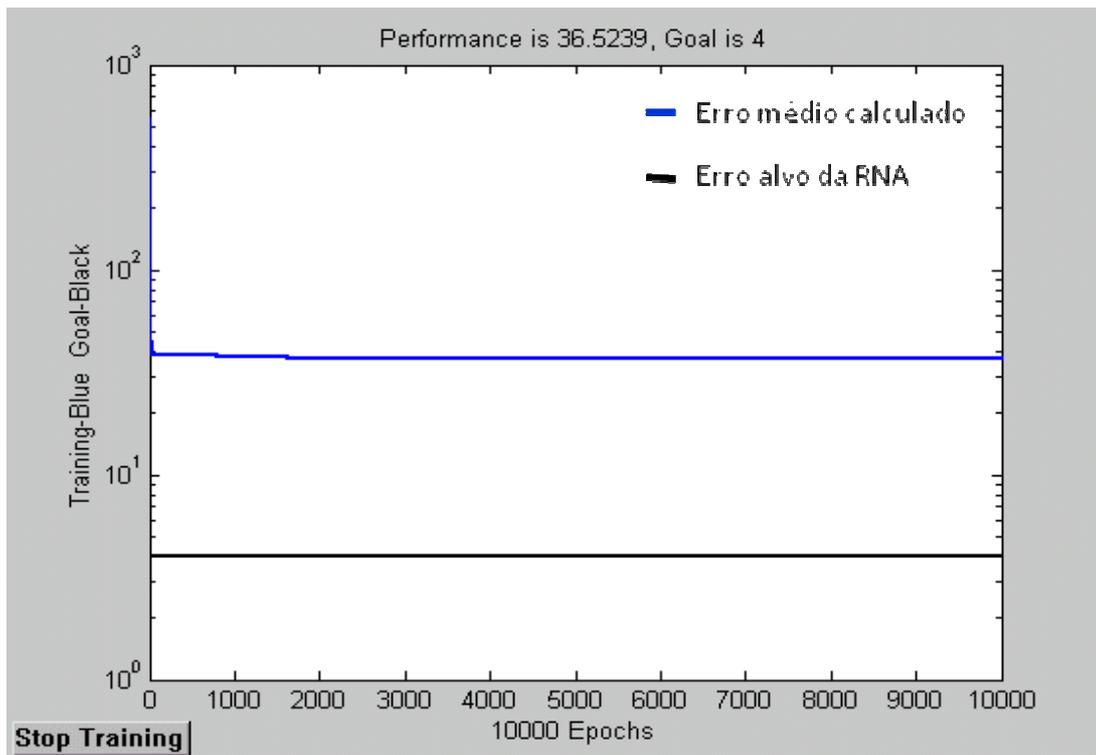


Figura 6.3: treinamento da RNA para 10000 épocas – 2x2x10x1

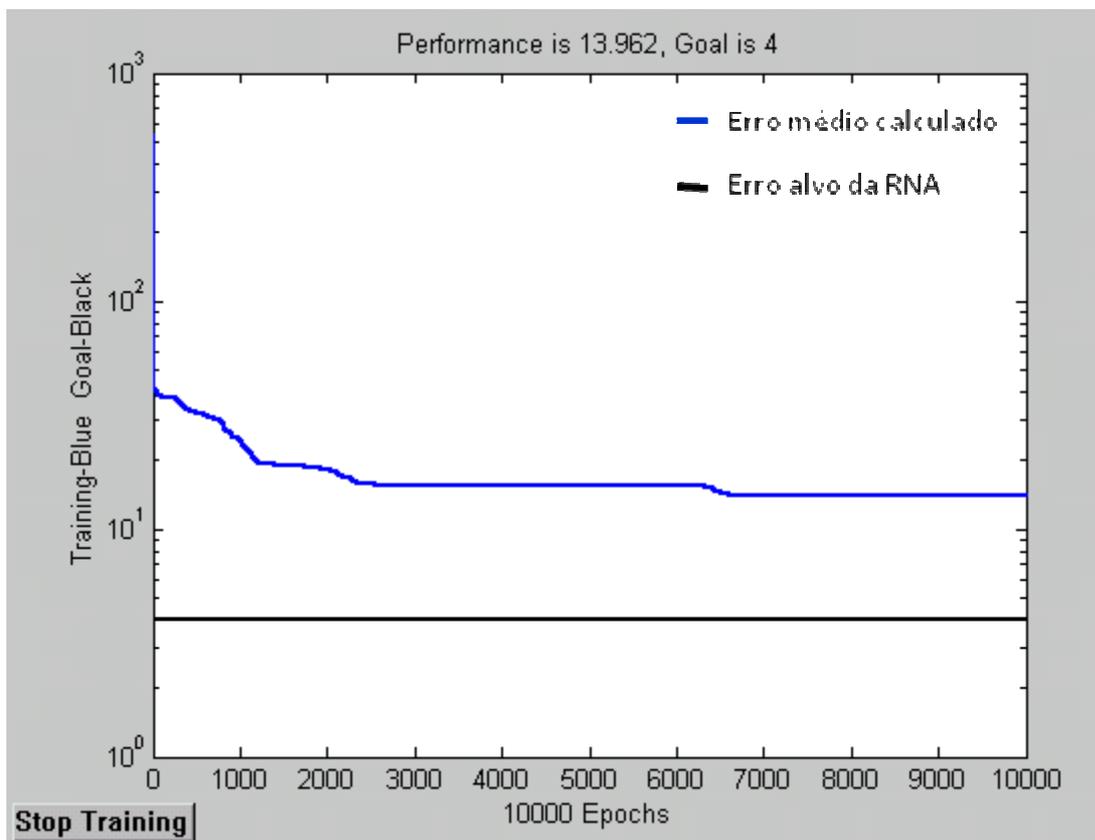


Figura 6.4: treinamento da RNA para 10000 épocas – 2x4x16x1

Os casos acima ilustram a dificuldade registrada quando se trabalha com redes com poucos neurônios em cada uma das camadas ocultas. Para todos os casos em questão, apesar das diferenças entre as estruturas das redes, os erros foram considerados altos, muito superiores ao desejado.

Esta constatação evidenciou a necessidade de se trabalhar com um maior número de neurônios em cada uma das camadas ocultas da RNA. A partir da adoção deste procedimento, as redes geradas começaram a produzir resultados mais satisfatórios.

As figuras 6.5 e 6.6 mostram a evolução dos dois treinamentos levados a efeito com a rede 2x8x48x1, que propiciou os melhores resultados nesta fase preliminar. Na primeira simulação a RNA atingiu o erro médio alvo de 4 MPa após 6986 interações. O tempo computacional gasto no treinamento foi de 1:56h, num computador PENTIUM IV com 1024 MB RAM. Já na segunda simulação, quando o erro médio alvo foi reduzido para 1 MPa, observa-se que a rede não teve sucesso. A queda do erro médio se estabilizou em torno de 4.6 MPa, após cerca de 5500 épocas de treinamento, não evoluindo muito até o limite de épocas estabelecido para o treinamento (10.000).

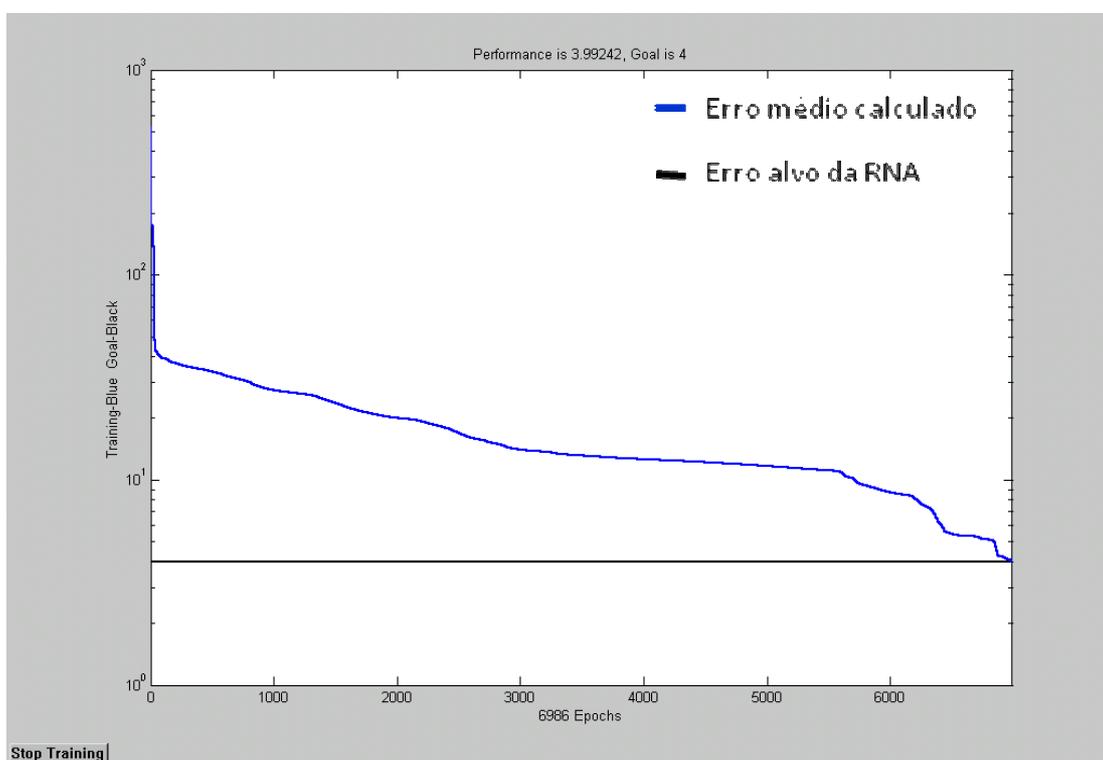


Figura 6.5: treinamento da RNA para 10000 épocas – 2x8x48x1

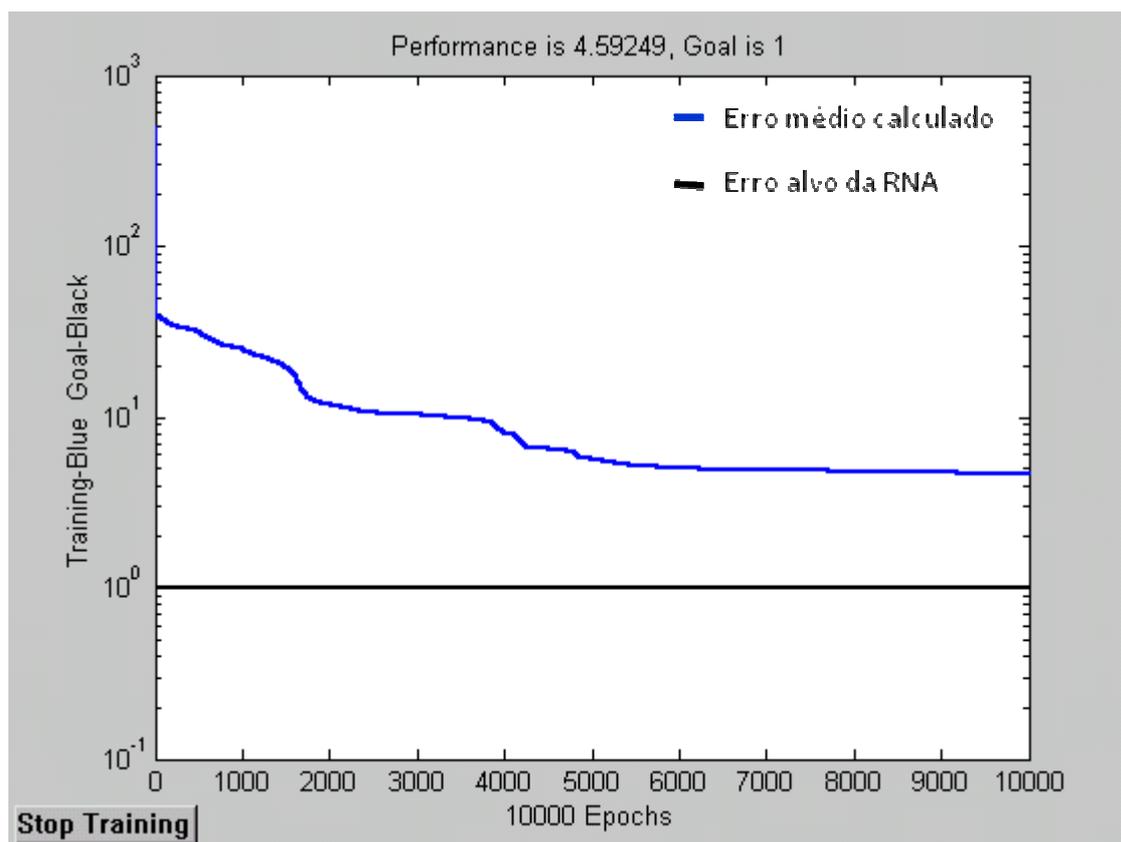


Figura 6.6: treinamento da RNA para 6986 épocas – 2x8x48x1

## 6.5 TESTE DE EFICIÊNCIA DAS RNAs

Com a finalidade de cotejar os resultados obtidos com uso de uma RNA com os obtidos através de métodos de modelagem mais tradicionais, decidiu-se comparar as estimativas geradas pela melhor rede da fase preliminar (formada por um MLP com 8 neurônios na primeira camada oculta e 48 na segunda camada oculta) com os resultados de um modelo de regressão não-linear múltipla.

O modelo de regressão foi gerado com auxílio da ferramenta *Advanced Linear/Nonlinear Models* do *Software Estatística 8.0*. Foram utilizados na modelagem todos os dados coletados e usados no treinamento da fase preliminar das redes. A equação 6.1 ilustra a regressão obtida:

$$f_c = -132,139 + 0,552 * t + 0,0207 * VPU - 0,0003 * t^2 - 0,0678 * 10^{-5} * VPU * t + 3,009 * 10^{-6} * VPU^2 \quad 6.1$$

Onde:

$f_c$  = resistência à compressão do concreto, em MPa

VPU = velocidade de propagação da onda, em m/s

$t$  = idade de ensaio, em dias

Os resultados destas duas estratégias de modelagem podem ser vistos nas figuras 6.7 a 6.9. Nestas figuras os dados originais (130) são representados através de losangos vermelhos, enquanto as estimativas obtidas com a rede são dadas pelos círculos verdes e as estimativas dadas pela regressão são representadas por cruces azuis.

Analisando os gráficos verifica-se que o poder de estimação das RNAs é muito superior ao da regressão. Em todos os casos pode-se constatar que as estimativas da rede tem maior aderência aos resultados obtidos experimentalmente, evidenciando que a RNA é capaz de capturar e reproduzir de forma mais adequada o comportamento não-linear da relação existente entre a resistência à compressão *versus* UPV.

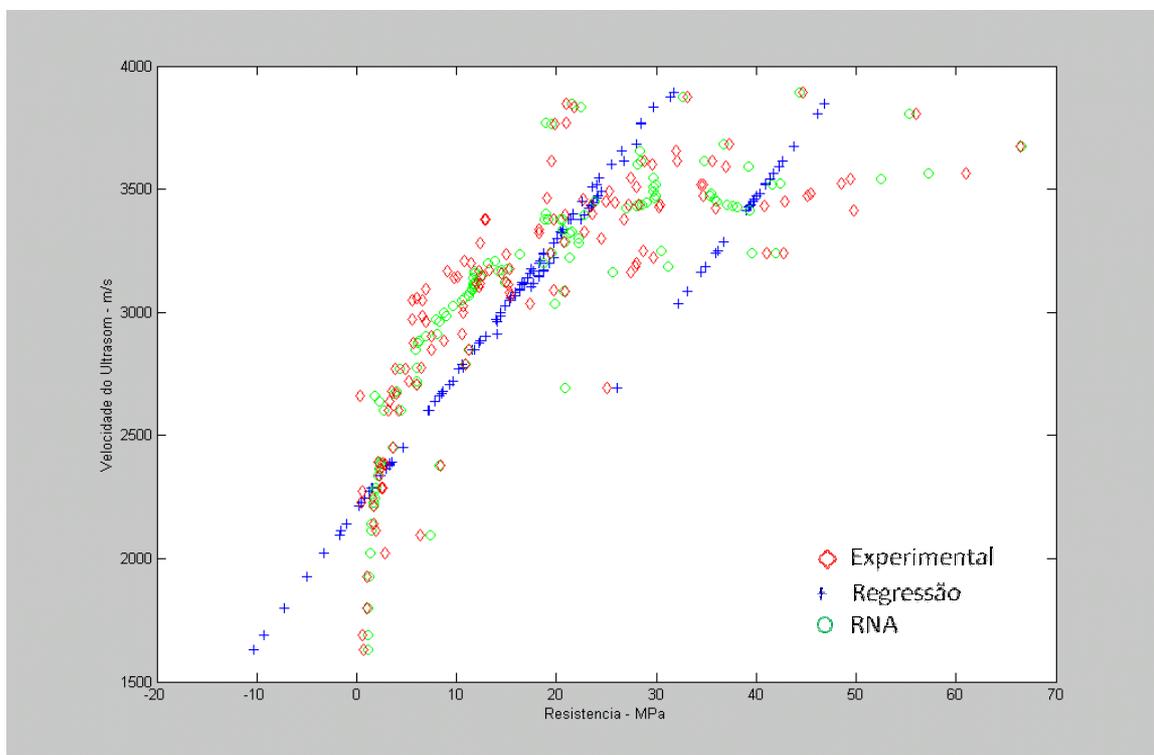


Figura 6.7: resultados da modelagem da RNA – 3x8x48x1

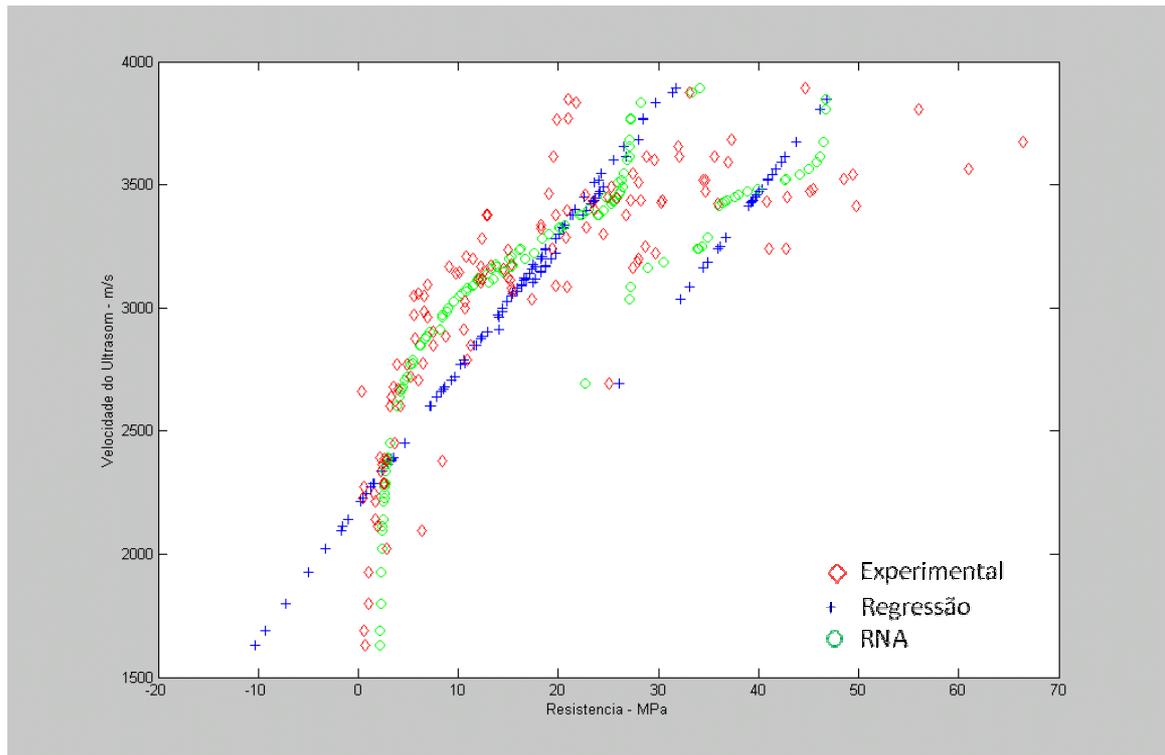


Figura 6.8: resultados da modelagem da RNA – 3x2x8x1

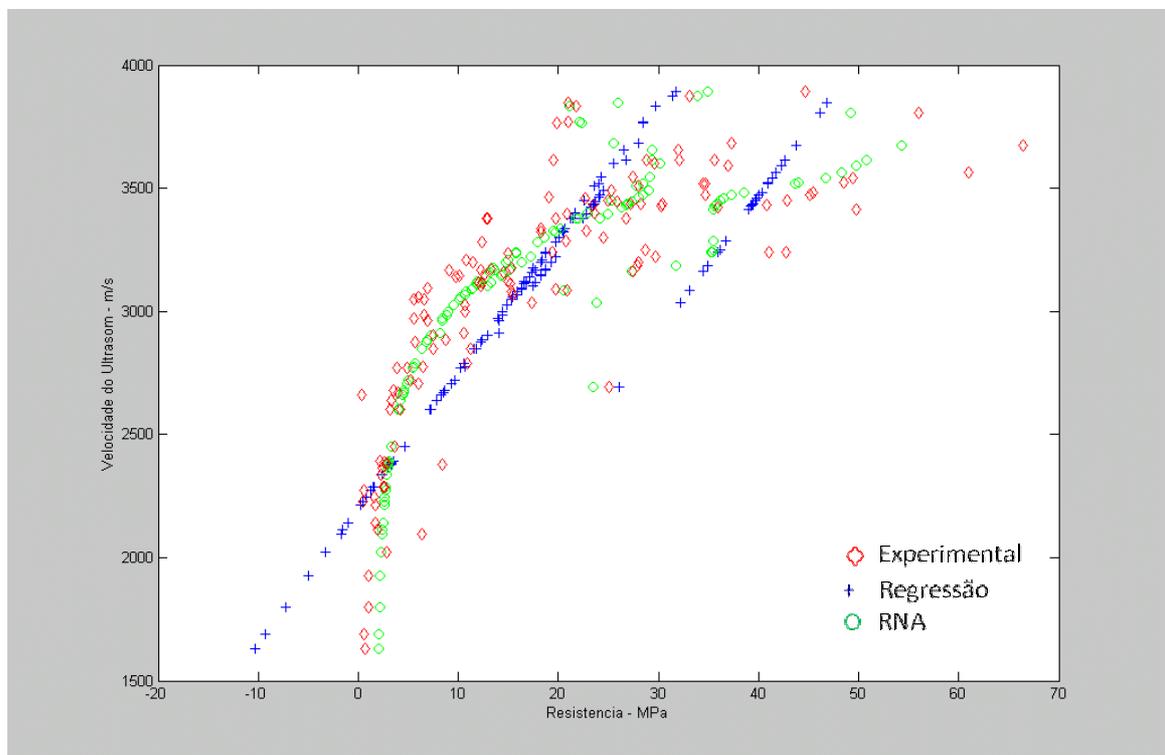


Figura 6.9: resultados da modelagem da RNA – 3x4x16x1

## 6.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Os resultados obtidos na fase preliminar, descritos nos itens anteriores, evidenciaram que é possível, através de um RNA, realizar um mapeamento não linear da relação resistência do concreto *vs.* UPV.

A rede 2x8x48x1 foi capaz de produzir estimativas com baixo erro, mais aderentes aos resultados reais que uma regressão tradicional.

Ficou comprovado que as RNAs são ferramentas de apoio úteis, precisas e flexíveis. As mesmas podem se constituir em um meio rápido e preciso de interpretação dos resultados de fenômenos complexos. Contudo é necessário utilizar-se de uma base de dados que contenha uma quantidade significativa de resultados prévios e que contenha uma boa variação dos parâmetros que são considerados importantes para a avaliação das estruturas. Estima-se que com uma base de dados com mais de 2000 resultados a resposta da RNA será adequada para solução dos problemas a que ela se propõe. Caso isto não seja possível de início, o treinamento da rede pode ir sendo aperfeiçoado com o tempo.

O uso de um maior número de neurônios nas camadas ocultas permitiu melhorar o ajuste aos dados reais, mas acarretou um aumento no tempo demandado para o treinamento da rede. No caso da rede mais eficiente testada, que tinha 48 neurônios na segunda camada oculta, o tempo de treinamento já atingiu cerca de 2 horas. Acredita-se que um acréscimo maior no número de neurônios das camadas intermediárias não é uma medida eficiente, pois reduz o desempenho computacional sem melhorar significativamente as simulações.

Desta forma, ao final da fase preliminar, foram adotadas as seguintes premissas para a continuação dos estudos:

- as redes serão formadas por um MLP de cinco camadas, com grande número de neurônios na 2<sup>a</sup> e 3<sup>a</sup> camadas ocultas;
- o número de neurônios nas camadas ocultas será limitado em 48;
- será usado o algoritmo EBP de treinamento;
- será gerada e utilizada no treinamento das redes uma base de dados suficientemente grande e bem variada, com pelo menos 2000 dados.

Estas premissas guiaram os estudos da fase principal, conforme descrito no capítulo 7.

## **Capítulo 7 – APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS– FASE PRINCIPAL**

Neste capítulo apresentam-se os resultados da fase principal do trabalho, a qual consistiu em um processo de geração de várias RNAs, com uma topologia básica definida a partir da análise dos resultados da fase preliminar, mas com emprego de um banco de dados ampliado (~2.000 dados) e com distintas quantidades de neurônios nas camadas ocultas.

A fase principal de ensaios englobou atividades de coleta de dados, configuração topológica, treinamento e avaliação da eficiência de RNAs. Neste capítulo são descritos os resultados das simulações realizadas com o objetivo de identificar a rede mais capaz de efetuar uma estimativa razoável da resistência à compressão do concreto a partir de dados de VPU e do próprio concreto.

Para facilitar a compreensão do leitor, os resultados dos testes de validação realizados na etapa 3 do programa experimental, com um subconjunto de dados não utilizados no treinamento das redes, também são apresentados neste capítulo, junto a cada rede gerada. Salienta-se que, por questões de espaço, somente alguns dos resultados das simulações são descritos no capítulo. O restante dos resultados encontram-se nos Anexos 2 (redes  $7 \times 2 \times n \times m \times 1$ ), 3 (redes  $7 \times 4 \times n \times m \times 1$ ), 4 (redes  $7 \times 6 \times n \times m \times 1$ ) e 5 (redes  $7 \times 8 \times n \times m \times 1$ ).

### **7.1. COLETA DE DADOS**

Para que uma RNA seja eficaz é necessário que, na etapa de treinamento, seja montado e apresentado à RNA um banco de dados contendo casos conhecidos, onde se saibam tanto os parâmetros de entrada quanto o valor da variável de saída. Esta etapa é extremamente importante. A base de dados deverá ser consistente, conter uma quantidade significativa de resultados prévios (em torno de 2.000-3.000 dados), com uma boa variação dos parâmetros que são considerados importantes para a avaliação do comportamento da estrutura.

Na presente pesquisa, para gerar este banco de dados, foram somados aos 400 dados experimentais, coletados como descrito no capítulo 5, e aos 130 dados extraídos pelo autor de sua dissertação de mestrado, usados na fase preliminar descrita no capítulo 6, mais 1.713 dados provenientes de várias pesquisas realizadas em diferentes locais, nas quais haviam sido realizados ensaios de VPU antes que os corpos-de-prova fossem submetidos à ruptura por compressão simples. A grande maioria destes dados adicionais veio de pesquisas realizadas na UFRGS, na UFSC e na UFSM. Alguns poucos dados foram provenientes da UNIVALI.

Como os ensaios foram realizados por pesquisadores diferentes, em épocas distintas, com objetivos e equipamentos diferenciados, obteve-se um banco de dados bem variado, composto, no total, por 2243 registros.

Cada registro armazenado era constituído de:

- um valor de leitura de velocidade de pulso ultrassônico (VPU), obtido de uma leitura simples ou, mais freqüentemente, expressando uma média de 2 ou mais leituras realizadas no mesmo corpo-de-prova, antes do ensaio de compressão;
- um valor de resistência à compressão, obtido num ensaio de compressão simples;
- um valor de relação a/c (a/c) usado na moldagem;
- um valor que expressava a idade de ensaio (t);
- um valor que expressava a temperatura de exposição (T) máxima à qual o concreto havia sido submetido;
- um valor binário que expressava a cor do cimento (cor), pois foram coletados dados de concretos elaborados com cimentos Portland branco (CPB) e cinza;
- um valor binário que indicava a presença de adições pozolânicas no cimento (ad);
- um valor binário que indicava se o cimento tinha alta reatividade (ar).

Observa-se que, em termos gerais, se buscou formar o banco de dados com as variáveis que a análise experimental descrita no Capítulo 5 indicou serem significativos. Neste sentido, os três últimos parâmetros da lista (cor, ad e ar), quando tomados em conjunto, representam o tipo de cimento utilizado. Porém, não foi possível obter dados confiáveis acerca do modo de cura ou tipo de agregado usado nos ensaios, por isto estas duas variáveis não foram consideradas.

Cabe destacar, todavia, que a esmagadora maioria dos dados se referia a concretos elaborados com agregados basálticos ou graníticos, que resultam em leituras bastante similares de VPU, para uma dada resistência à compressão.

Foi acrescentada ao banco de dados, e usada como variável de entrada para as redes neurais, a temperatura de exposição (T), pois foram coletados dados referentes a corpos-de-prova que haviam sido submetidos a aquecimentos de até 800°C. A resistência à compressão do concreto foi usada como parâmetro de saída para o treinamento e avaliação da eficiência das redes. Com o intuito de ilustrar a amplitude de valores dos dados coletados apresenta-se, na tabela 7.1, os intervalos de valores contidos no banco de dados gerado, para cada uma das variáveis de entrada consideradas.

Tabela 7.1: Intervalo das Variáveis do Banco de Dados.

Parâmetro	Mínimo		Máximo	
	Modo de Cura (u) – discreta	Úmida	Ambiente	Saturada
Tipo de Cimento – discreta	CP II	CP IV	CP V	CPB
Relação a/c – contínua	0,25		0,70	
Idade (t) – contínua	1		360	
Temperatura (°C) - contínua	23		800	
VPU (m/s) – contínua	1600		4000	
Resistência (MPa) – contínua	5		100	

Pode-se verificar que os dados se diferenciavam muito em termos de ordem de grandeza numérica, para cada variável utilizada no presente estudo, o que poderia prejudicar a análise. Para evitar este problema, as variáveis foram normalizadas, numa escala de 0 a 1.

## 7.2. DEFINIÇÃO DA GEOMETRIA DAS RNAs

Como já foi explicado em detalhes, o objetivo da fase principal da pesquisa (fase II) compreendia a geração e teste de várias configurações de RNAs, compostas por diferentes quantidades de neurônios em cada camada. Tomando como base os ensaios preliminares (fase I) realizados com o banco de dados reduzidos, definiu-se que:

- seriam usadas 3 camadas ocultas, ao invés de 2, como na fase preliminar, para dar maior capacidade de processamento não linear às redes testadas;

- que as funções de transferência entre as camadas de input e as camadas ocultas seriam tangentes hiperbólicas, enquanto que a função de transferência para a camada de saída da RNA seria linear.

Desta forma fixou-se a topologia básica das redes como um perceptron composto de cinco camadas (1 de entrada, 3 camadas ocultas e 1 de saída). Esta morfologia gera um grande número de correlações entre os neurônios das camadas ocultas, melhorando a capacidade de estimativa não-linear e provendo boa flexibilidade e capacidade de interpretação à rede, sem acarretar esforços de processamento computacionais muito elevados.

Estabelecida a topologia, definiu-se que seriam testadas RNAs com 2 a 8 neurônios na 1ª. camada oculta e 10 a 48 neurônios nas demais camadas ocultas. Estes intervalos foram estipulados considerando que o incremento no número de neurônios aumenta a quantidade e complexidade das iterações, o que afeta negativamente o tempo necessário para realizar cada simulação, mas impacta positivamente o nível de erro que se pode alcançar nas simulações. A figura 7.1 ilustra a topologia básica das redes testadas.

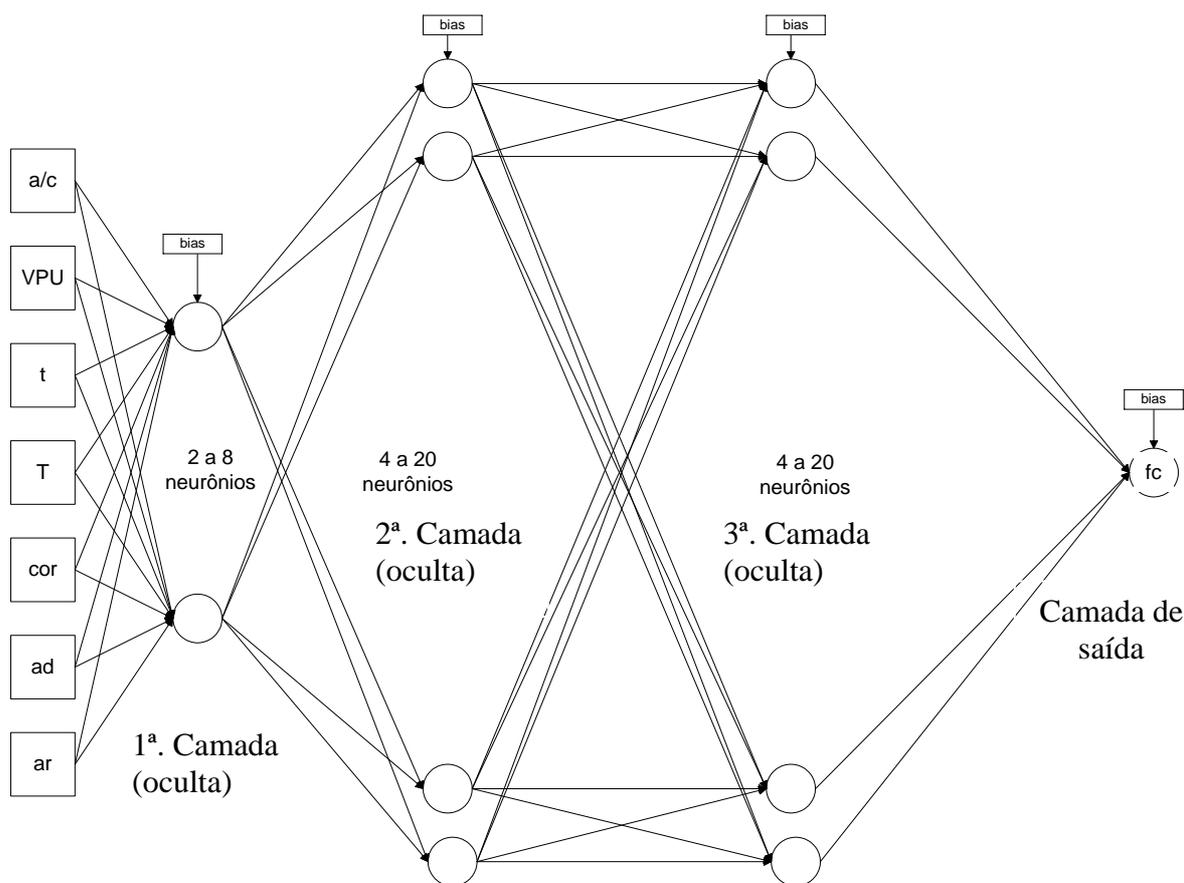


Figura 7.1: Morfologia básica das RNAs testadas.

Desta forma, a RNA mais simples ensaiada tinha uma configuração tipo Ex2x4x4xS e a maior e mais complexa tinha uma configuração tipo Ex8x20x20xS. A colocação de um maior número de neurônios nas camadas mais afastadas da entrada dá maior flexibilidade ao processamento. A tabela 7.2 ilustra todas as diferentes configurações de redes testadas.

Tabela 7.2: Resumo das configurações das redes utilizadas.

7x2x4x4x1	7x2x12x16x1	7x4x4x4x1	7x4x12x16x1	7x6x4x4x1	7x6x12x16x1	7x8x4x4x1	7x8x12x16x1
7x2x4x8x1	7x2x12x20x1	7x4x4x8x1	7x4x12x20x1	7x6x4x8x1	7x6x12x20x1	7x8x4x8x1	7x8x12x20x1
7x2x4x12x1	7x2x16x4x1	7x4x4x12x1	7x4x16x4x1	7x6x4x12x1	7x6x16x4x1	7x8x4x12x1	7x8x16x4x1
7x2x4x16x1	7x2x16x8x1	7x4x4x16x1	7x4x16x8x1	7x6x4x16x1	7x6x16x8x1	7x8x4x16x1	7x8x16x8x1
7x2x4x20x1	7x2x16x12x1	7x4x4x20x1	7x4x16x12x1	7x6x4x20x1	7x6x16x12x1	7x8x4x20x1	7x8x16x12x1
7x2x8x4x1	7x2x16x16x1	7x4x8x4x1	7x4x16x16x1	7x6x8x4x1	7x6x16x16x1	7x8x8x4x1	7x8x16x16x1
7x2x8x8x1	7x2x16x20x1	7x4x8x8x1	7x4x16x20x1	7x6x8x8x1	7x6x16x20x1	7x8x8x8x1	7x8x16x20x1
7x2x8x12x1	7x2x20x4x1	7x4x8x12x1	7x4x20x4x1	7x6x8x12x1	7x6x20x4x1	7x8x8x12x1	7x8x20x4x1
7x2x8x16x1	7x2x20x8x1	7x4x8x16x1	7x4x20x8x1	7x6x8x16x1	7x6x20x8x1	7x8x8x16x1	7x8x20x8x1
7x2x8x20x1	7x2x20x12x1	7x4x8x20x1	7x4x20x12x1	7x6x8x20x1	7x6x20x12x1	7x8x8x20x1	7x8x20x12x1
7x2x12x4x1	7x2x20x16x1	7x4x12x4x1	7x4x20x16x1	7x6x12x4x1	7x6x20x16x1	7x8x12x4x1	7x8x20x16x1
7x2x12x8x1	7x2x20x20x1	7x4x12x8x1	7x4x20x20x1	7x6x12x8x1	7x6x20x20x1	7x8x12x8x1	7x8x20x20x1
7x2x12x12x1		7x4x12x12x1		7x6x12x12x1		7x8x12x12x1	

### 7.3. TREINAMENTO DAS RNAs

Como já enfatizado, o processo de treinamento da RNA é de fundamental importância para que se possam construir bons modelos de RNAs. Diversas questões estão envolvidas no processo de treinamento das RNAs como o tipo de algoritmo de aprendizado e as decisões de parada da rede, evitando, desta forma, a perda do poder de generalização da RNA.

Com base nos resultados da fase preliminar se decidiu que o algoritmo de treinamento na fase principal seria o EBP, usado com sucesso na fase anterior. Definiu-se, ainda, que os parâmetros de treinamento a adotar seriam:

- máximo de 10.000 iterações ou épocas de treinamento;
- erro alvo muito próximo de zero (0,0001).

Desta forma se garantiu que todas as redes seriam submetidas ao mesmo número de épocas de treinamento e que o erro registrado seria o menor possível para aquelas condições de treinamento.

Cabe destacar neste ponto que a base de dados usada para a geração e treinamento das redes continha dados de pesquisas realizadas em vários laboratórios, por diferentes operadores, utilizando materiais diferentes, com condições de cura e temperatura variadas, sendo que alguns casos foram expostos a altas temperaturas. Desta forma acredita-se que as redes geradas, se tiverem bom poder de resolução, seriam úteis em situações reais de necessidade de estimativa da resistência do concreto.

Nas Figuras 7.2 a 7.7 pode-se observar o avanço do treinamento de algumas das RNAs geradas nesta fase. Neste gráficos a linha em azul (superior) representa o valor do erro calculado ao final de cada época de treinamento da rede, enquanto a linha preta (inferior) representa o erro máximo estabelecido para a rede.

Como se pode observar claramente nas figuras, nas primeiras épocas de treinamento ocorreu mais fortemente o ajuste dos pesos sinápticos, com rápida queda no valor do erro. Ao longo do treinamento os ajustes são menos eficientes e se tende a uma estabilização do valor do erro.

É interessante lembrar que o processo de treinamento utilizado busca a redução progressiva do erro através da análise experimental de certa vizinhança em torno do resultado de cada época de treinamento. O software experimenta várias pequenas alterações nos pesos sinápticos, objetivando determinar qual a maior gradiente de redução na superfície de erro<sup>8</sup>.

---

<sup>8</sup> O uso do algoritmo EBP reduz significativamente o esforço computacional. Todavia este treinamento pode, eventualmente, conduzir a mínimos locais de erro, ao invés do mínimo absoluto de erro. Por isso, é interessante realizar vários treinamentos, alterando a matriz inicial de pesos sinápticos para provocar pesquisas em diferentes zonas da superfície de erro.

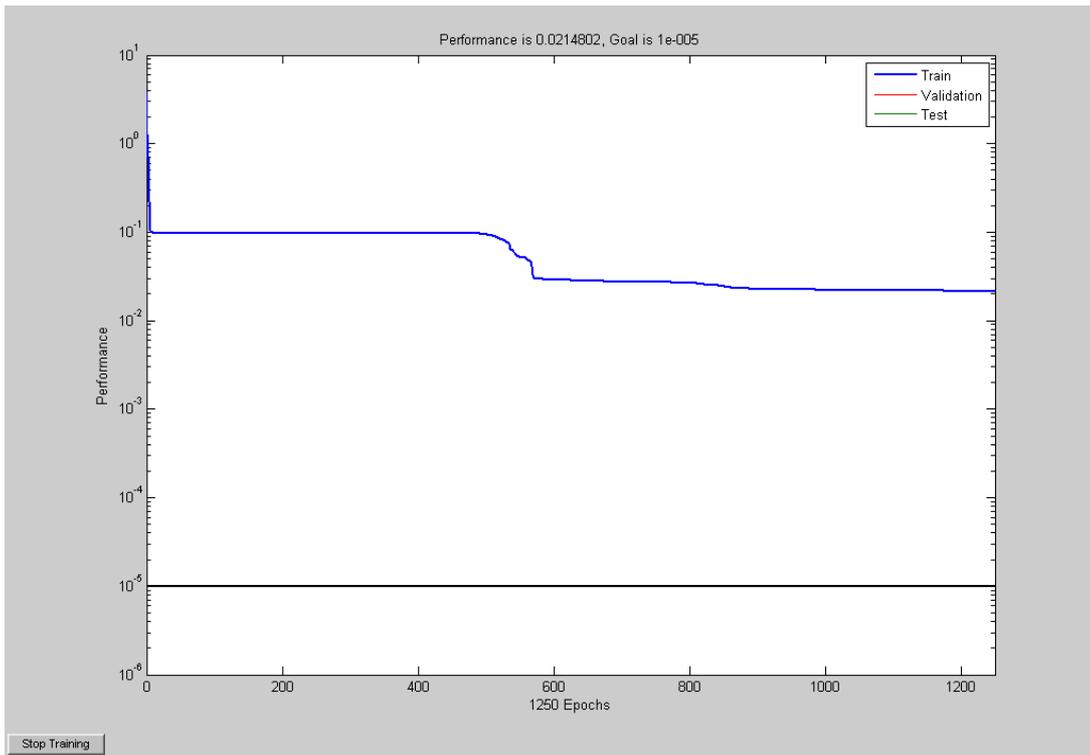


Figura 7.2: evolução do treinamento da RNA para 1250 épocas –  
Rede 7x2x8x16x1

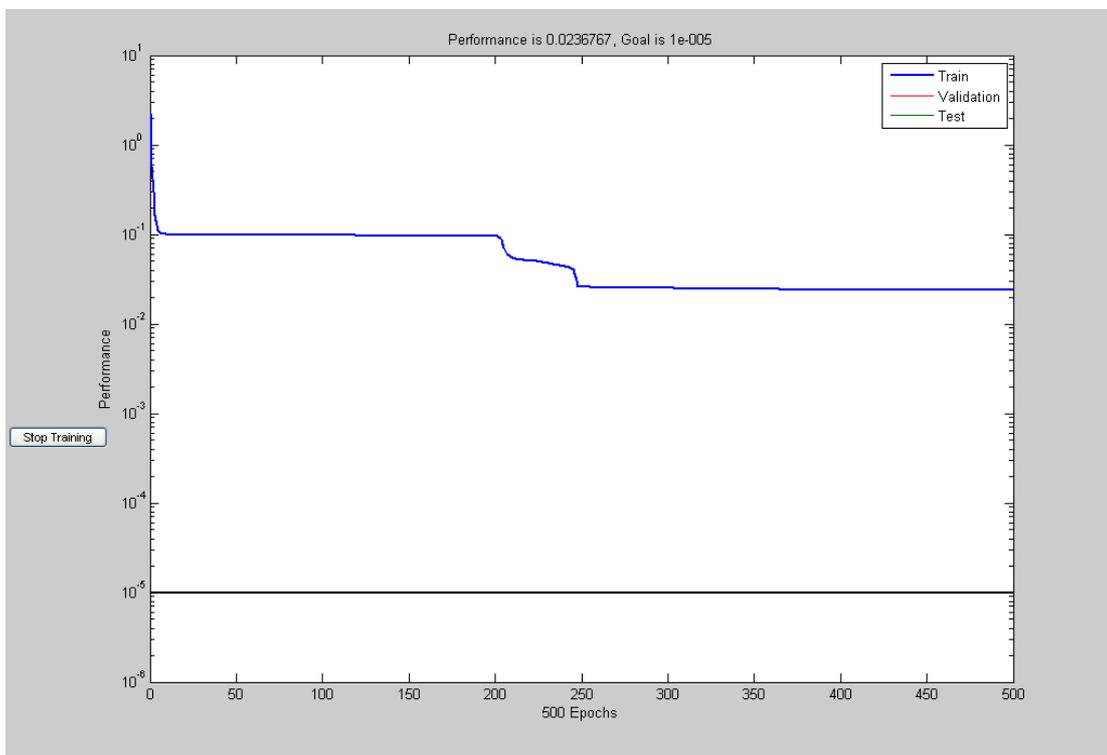


Figura 7.3: evolução do treinamento da RNA para 500 épocas –  
Rede 7x2x16x8x1

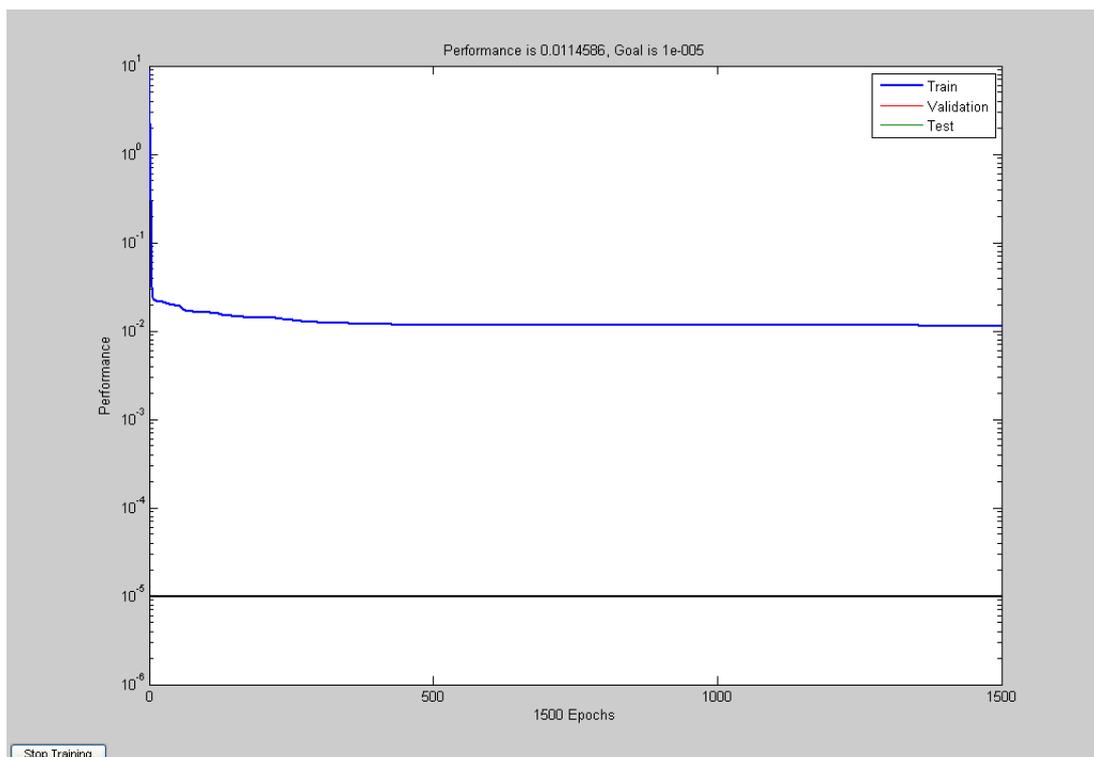


Figura 7.4: evolução do treinamento da RNA para 1500 épocas –  
Rede 7x4x8x16x1

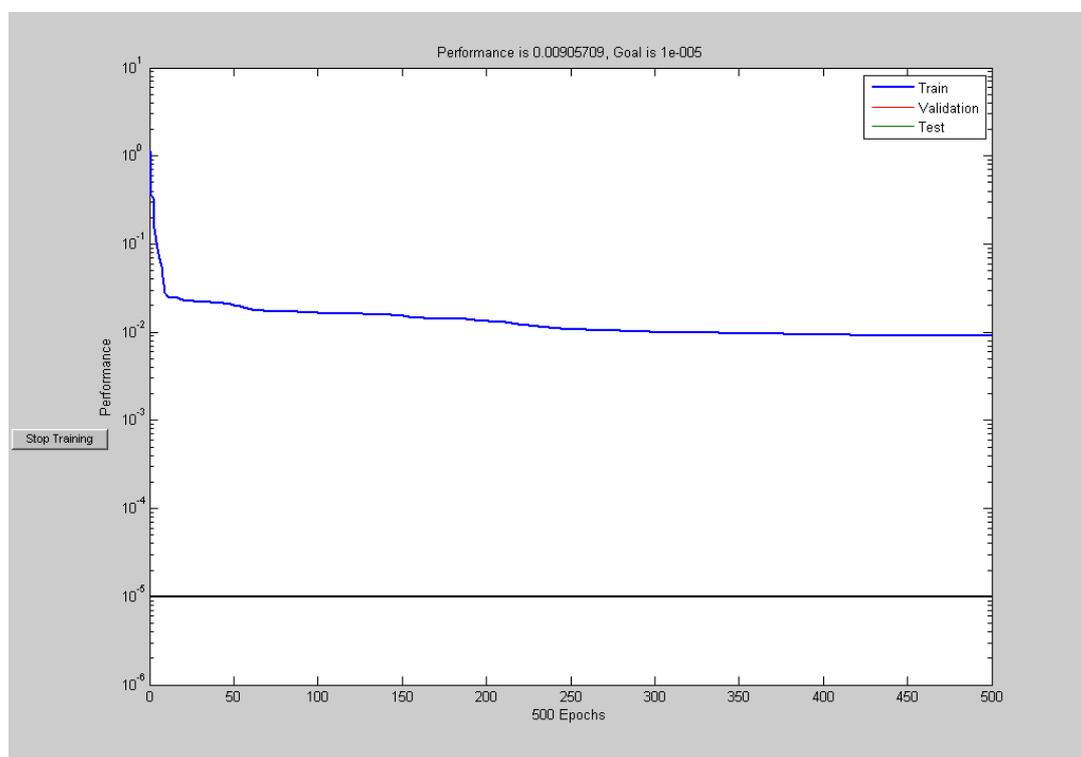


Figura 7.5: evolução do treinamento da RNA para 500 épocas –  
Rede 7x6x12x20x1

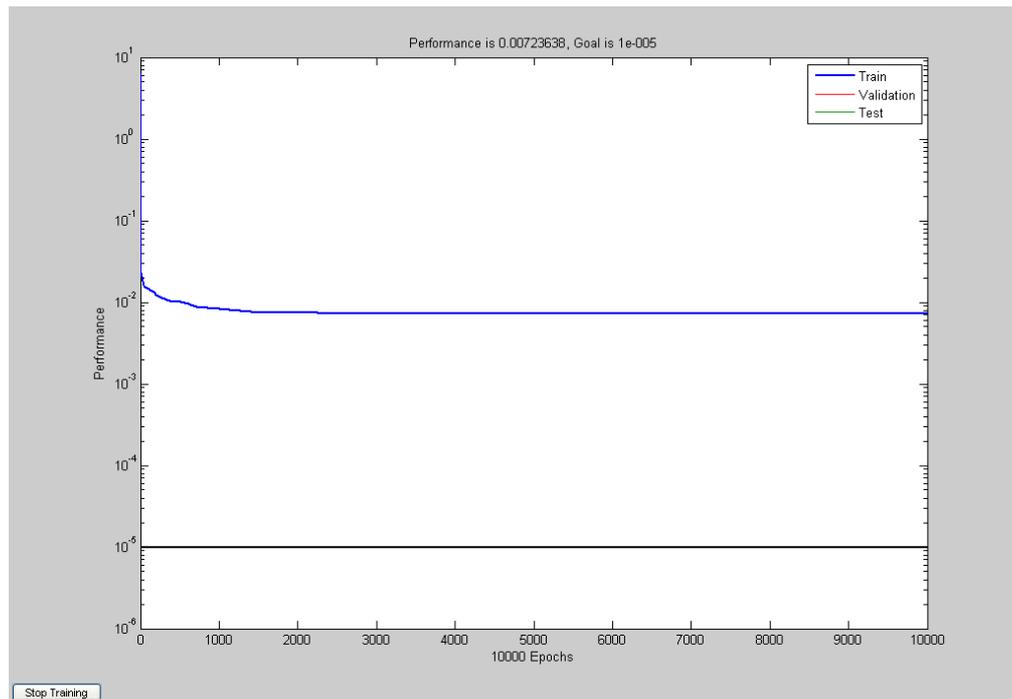


Figura 7.6: evolução do treinamento da RNA para 10000 épocas – Rede 7x8x16x20x1

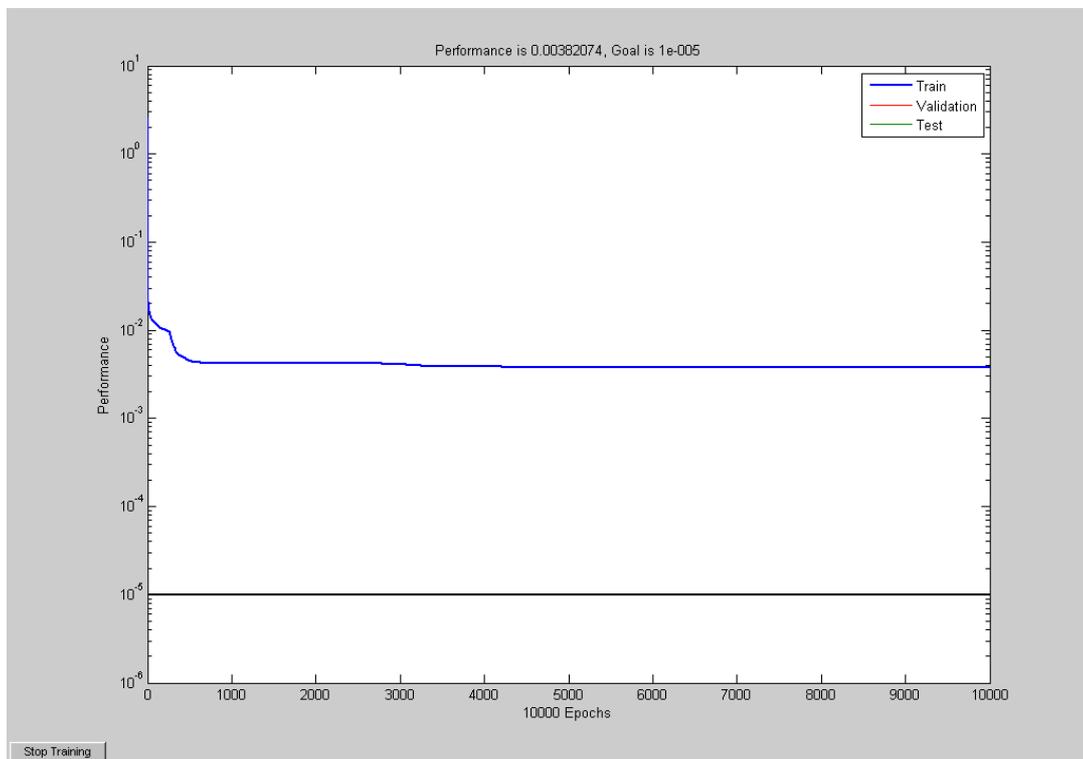


Figura 7.7: evolução do treinamento da RNA para 10000 épocas – Rede 7x8x20x20x1

## 7.4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Depois da normalização, a base de dados foi dividida em dois grupos:

- Grupo Principal: continha 2018 (dois mil e dezoito) ou 90% dos dados do banco de dados, que foram disponibilizados para o treinamento das redes;
- Grupo de Teste: continha 225 (duzentos e vinte e cinco) ou 10% dos dados, que foram extraídos da base e usados para a validação das redes.

Os grupos foram definidos de forma aleatória, sendo tomados cuidados para assegurar que ambos contivessem dados com grande amplitude. O Grupo Principal foi usado para o treinamento das redes, executado com auxílio do algoritmo EBP. Foram monitorados durante o processo o erro da estimativa e o tempo computacional gasto. Neste item se discutem os principais resultados obtidos.

### 7.4.1. Análise do Erro Médio das RNAs

As figuras 7.8 a 7.11 mostram o erro médio obtido pelas várias RNAs testadas, organizadas segundo a geometria básica de cada rede (sendo  $n$  o número de neurônios na segunda camada oculta e  $m$  o número de neurônios na 3ª. camada oculta).

Pode-se observar claramente nas figuras que várias configurações de redes obtiveram erros muito baixos<sup>9</sup>, demonstrando, claramente, o grande potencial de uso desta ferramenta de modelagem. Em algumas redes, os erros médios chegaram a valores abaixo de 4 MPa (RNA 7x4x20x20x1, RNA 7x6x20x20x1 e RNA 7x8x20x20x1), sendo que a rede 7x8x20x20x1 obteve o menor erro (3,09 MPa) nesta fase. Pode-se observar claramente que o aumento do número de neurônios contribui significativamente para uma diminuição do erro médio da estimativa.

Em alguns casos (RNAs 7x2x12x12x1, 7x2x20x16x1 e 7x4x12x4x1) o resultado da simulação não foi adequado (erro médio > 10 MPa, com geração de funções de baixa aderência aos dados). Verifica-se que estas 3 redes apresentam poucos neurônios na primeira camada oculta.

---

<sup>9</sup> Foram considerados erros baixos os erros menores que 5 MPa, para o universo de valores considerado que variava entre 5 a 100 MPa (ou seja, um erro correspondente a 5% do valor máximo do intervalo). Nas figuras a linha vermelha indica este patamar “satisfatório” do erro médio.

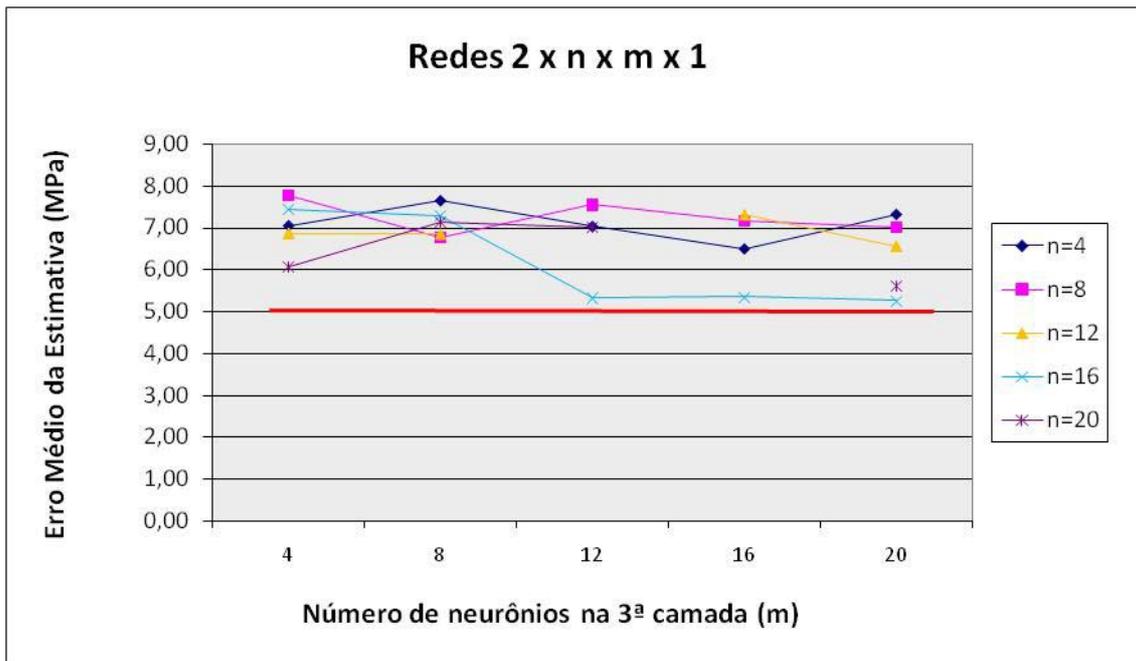


Figura 7.8: Erro médio da estimativa – Redes com 2 neurônios na 1ª camada oculta.

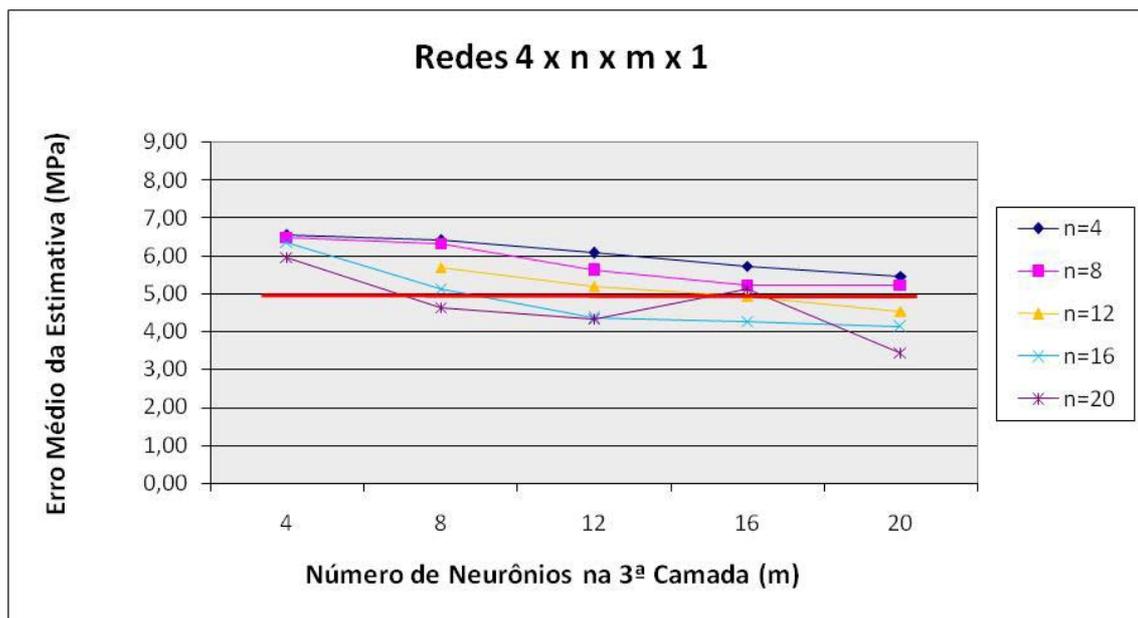


Figura 7.9: Erro médio da estimativa – Redes com 4 neurônios na 1ª camada oculta.

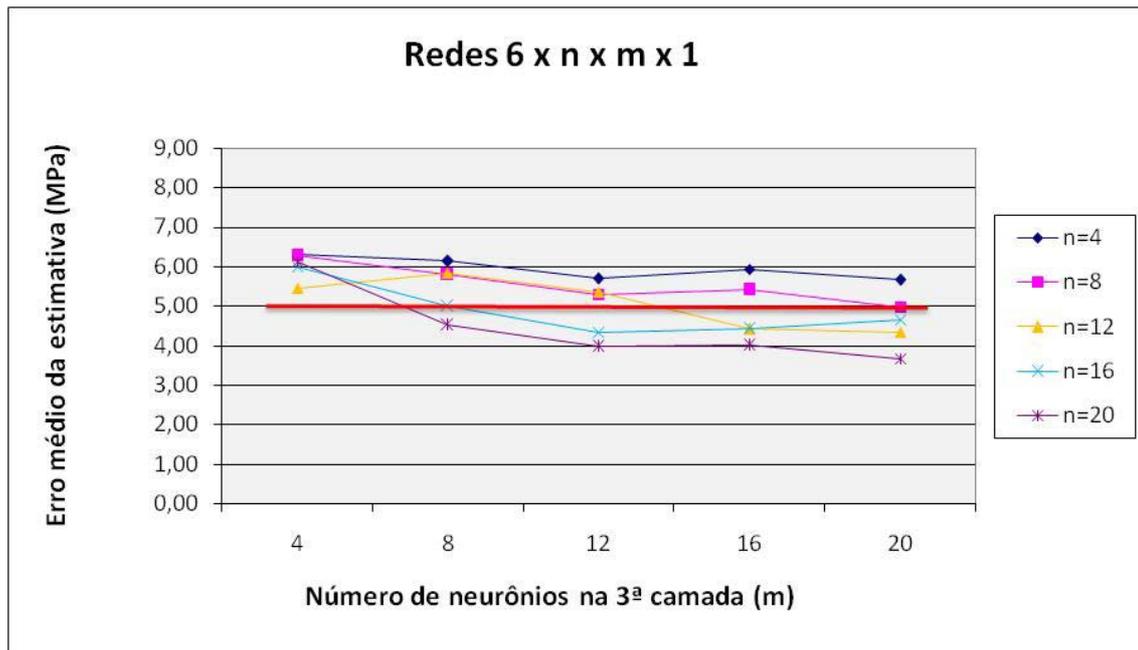


Figura 7.10: Erro médio da estimativa – Redes com 6 neurônios na 1ª camada oculta

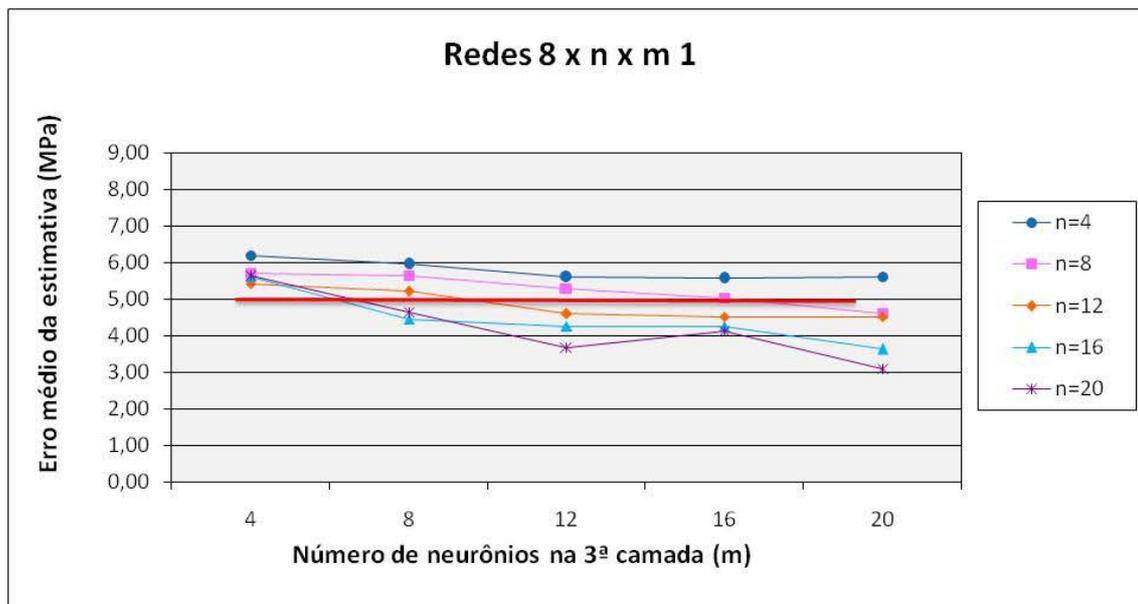


Figura 7.11: Erro médio da estimativa – Redes com 8 neurônios na 1ª camada oculta

Pode-se visualizar claramente nas figuras acima que nenhuma das redes com somente dois neurônios na primeira camada oculta atingiu o patamar de erro de 5 MPa. Constata-se que este tipo de rede demanda um número muito grande de neurônios nas camadas seguintes para atingir um resultado adequado.

Na figura 7.12 pode-se observar o percentual de erro obtido nas várias simulações de redes realizadas, enquadrado por intervalos. Pode-se observar claramente que a maioria (62) das redes testadas obtiveram erros de treinamento compreendidos entre 4 e 6 MPa (28 delas ficaram entre 4 e 5 MPa e 34 entre 5 e 6 MPa). Sete configurações de RNA obtiveram erros menores que 4 MPa, sendo que a RNA que apresentou o melhor desempenho foi a  $7 \times 8 \times 20 \times 20 \times 1$  (3.09 MPa).

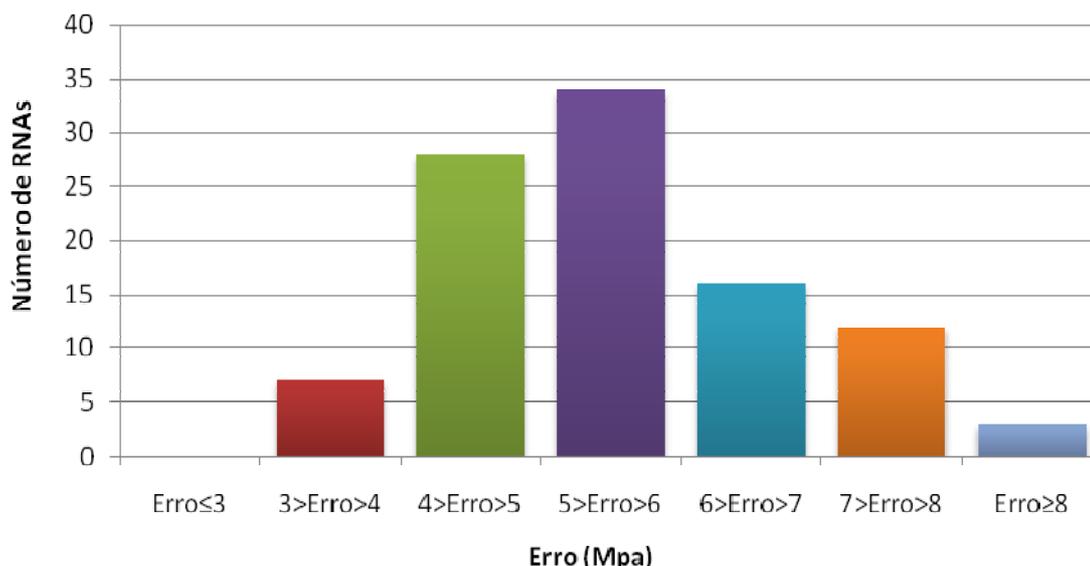


Figura 7.12: Intervalos de erro médio (em MPa) das várias simulações efetuadas.

#### 7.4.2. Análise da Adequação das Estimativas

As Figuras 7.13 a 7.44 mostram os resultados das simulações de algumas das RNAs testadas, em comparação com o modelo estatístico de estimativa por regressão. Nas figuras os losangos (em vermelho) indicam os dados originais, enquanto os círculos (verdes) são os valores estimados pela rede e as cruzeiras (azuis) indicam os resultados obtidos com a modelagem tradicional.

Pode-se observar que existe uma boa aderência entre os valores estimados pelas redes e os valores reais, evidenciando que as mesmas são capazes de capturar e reproduzir o comportamento não-linear. Para que se tenha uma idéia da dificuldade desta tarefa, podem-se observar os resultados obtidos com o modelo tradicional, que não conseguiu representar adequadamente o fenômeno, resultando numa simulação bastante rudimentar do comportamento.

#### 7.4.2.1. Rede 7x2x4x4x1 (10 neurônios nas camadas ocultas)

A Figura 7.13 ilustra a simulação efetuada com os dados de treinamento, enquanto a Figura 7.14 contém a simulação para os dados de teste. Pode-se observar que mesmo esta RNA com morfologia bem simples é mais eficiente que uma simulação estatística tradicional.

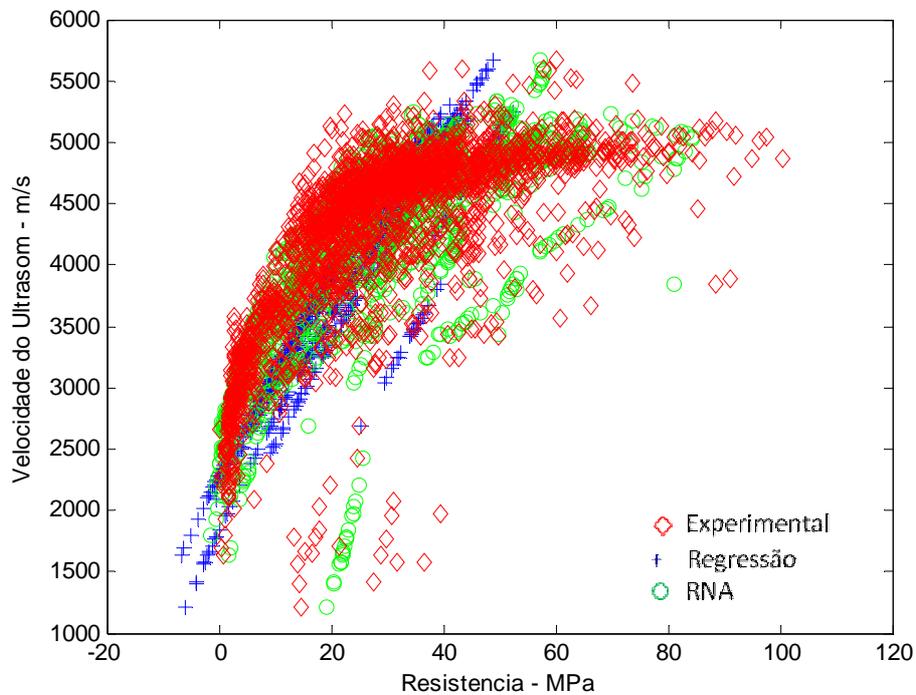


Figura 7.13: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento.

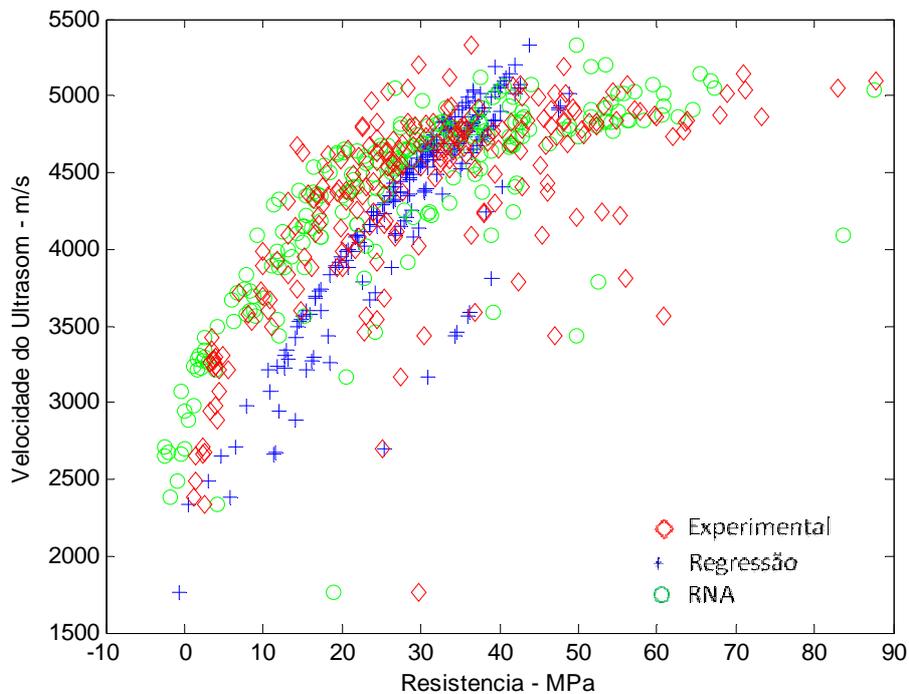


Figura 7.14: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste.

Plotando os resultados em função da idade da realização do ensaio obtém-se a Figura 7.15, para os dados de treinamento, e a Figura 7.16, para os dados de teste.

Estas figuras permitem notar claramente a importância deste parâmetro na evolução da resistência do concreto. A organização dos dados desta forma evidencia que a rede é capaz de “perseguir” os dados reais com grande eficácia. Mais ainda, este resultado deixa claro que a consideração somente dos resultados de VPU pode levar a erros na estimativa de resistência do concreto, pois a relação  $f_c \times \text{VPU}$  varia em função da idade de ensaio.

Isto ilustra a dificuldade de se efetuar uma análise do concreto somente a partir de dados de VPU, ao mesmo tempo em que demonstra a importância de se utilizar técnicas mais robustas para análise dos dados gerados a partir de ensaios de VPU.

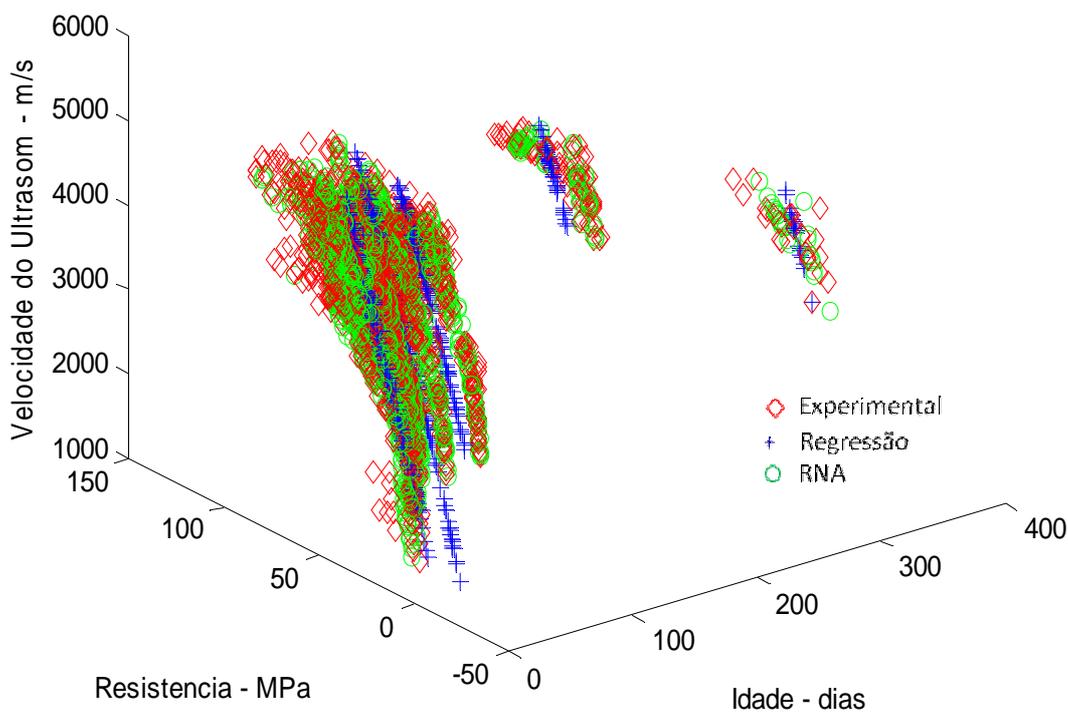


Figura 7.15: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento.

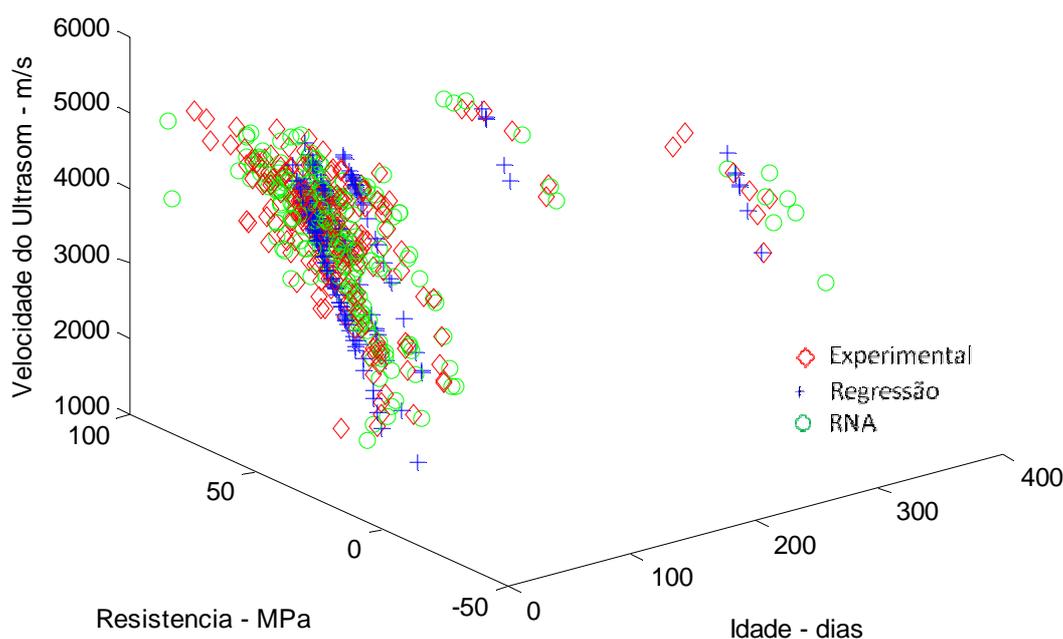


Figura 7.16: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste

As Figuras 7.17 e 7.18, a seguir, ilustram os resultados das simulações efetuadas para a mesma rede 7x2x4x4x1, levando-se em conta a relação a/c, considerando dados de treinamento e teste, respectivamente. As figuras evidenciam a grande influência e importância da relação a/c na resistência à compressão dos concretos, como esperado.

Visualmente, pode-se perceber uma aderência muito boa entre os resultados obtidos através da RNA e os resultados reais, apesar de existirem alguns pontos em que a RNA ainda apresenta problemas de estimativa, normalmente quando as resistências eram baixas.

Cabe observar que as estimativas obtidas para o conjunto de dados de teste não se aproximam tanto dos dados reais quanto as estimativas obtidas para o conjunto de dados de treinamento. Mesmo assim, o comportamento da estimativa neural é muito superior ao do modelo tradicional, o que é evidenciado pela maior proximidade com os pontos reais. Ou seja, a estimativa final seria razoável, apesar do pequeno número de neurônios existentes nas camadas ocultas desta rede.

Fica, portanto, claro que a modelagem neural é uma ferramenta muito útil em casos onde a correlação estatística tradicional utilizada não conseguiu gerar bons resultados.

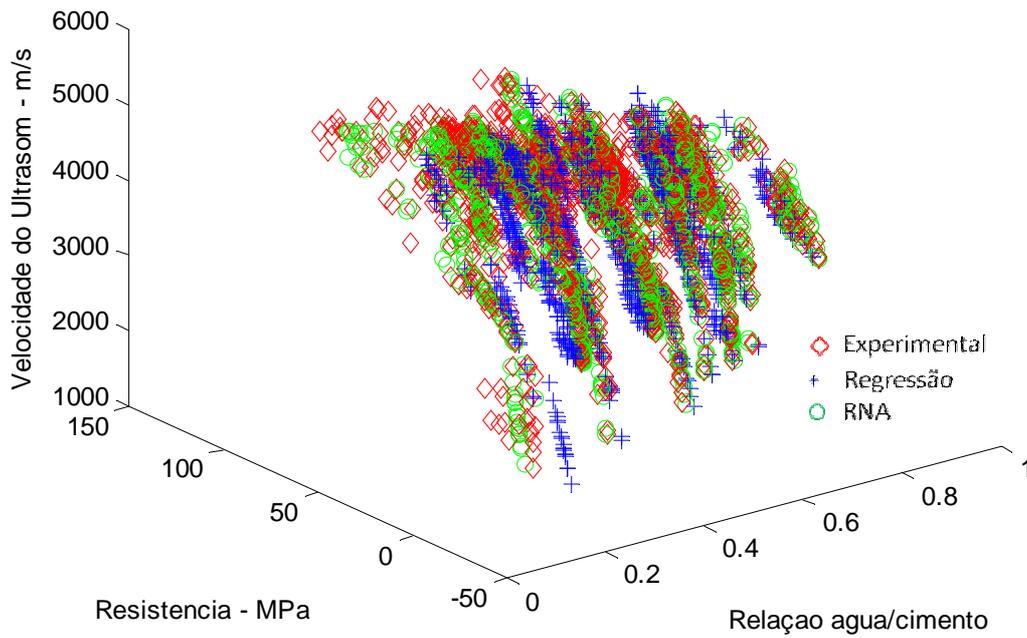


Figura 7.17: Relação VPU x  $f_c$  x Idade x relação a/c – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento.

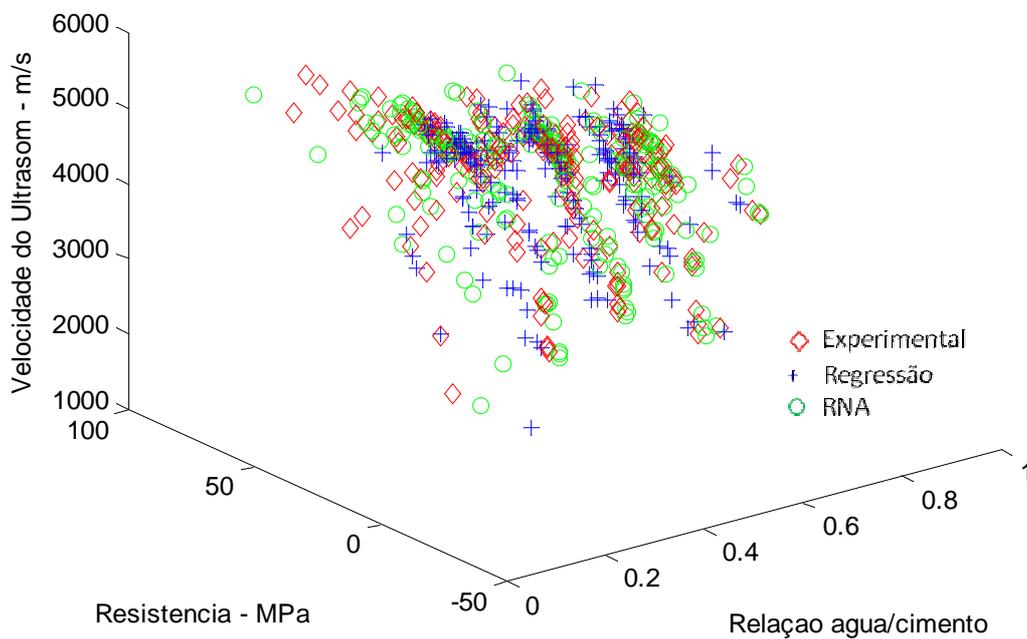


Figura 7.18: Relação VPU x  $f_c$  x Idade x relação a/c – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste

Finalmente, as figuras 7.19 e 7.20 mostram a influência da variável temperatura de exposição. Pode-se observar que a resistência de concretos ensaiados com diferentes temperaturas sofre influência direta deste parâmetro, existindo uma diminuição dos valores da VPU, para patamares acima de 200°C.

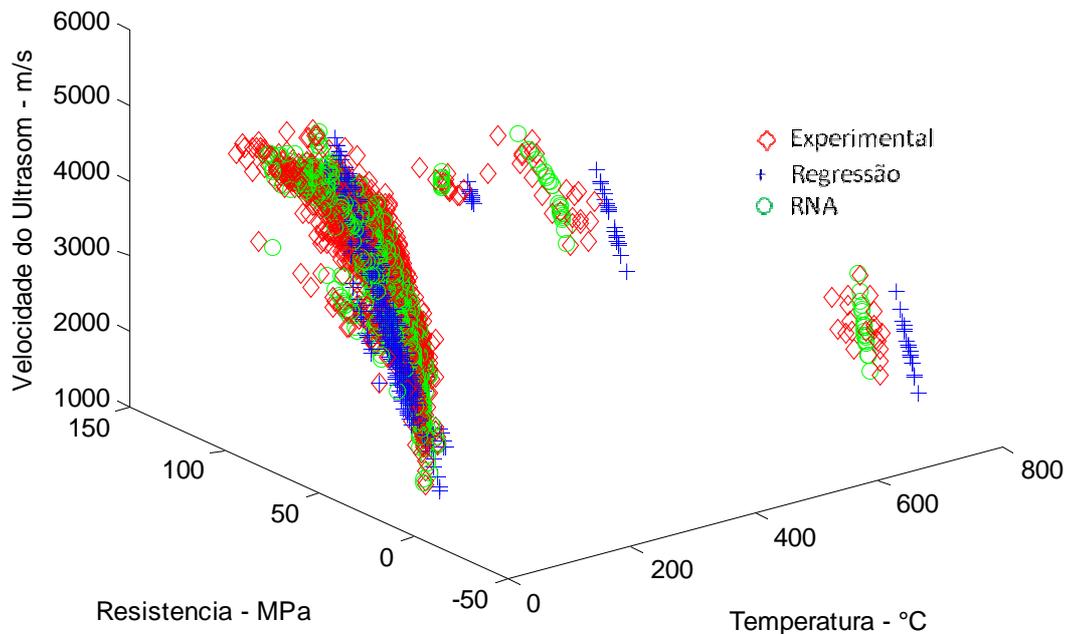


Figura 7.19: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Treinamento.

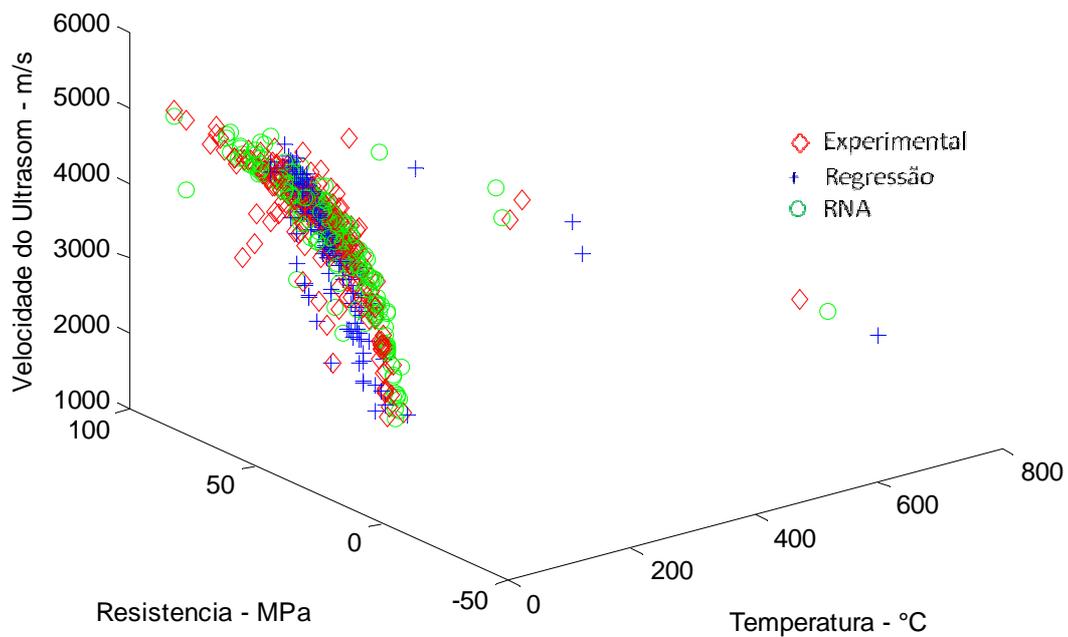


Figura 7.20: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x2x4x4x1 – Dados de Teste.

#### 7.4.2.2. Rede 7x2x20x4x1 (26 neurônios nas camadas ocultas)

As Figuras 7.21 a 7.28 ilustram os resultados obtidos para a RNA 7x2x20x4x1, que apresentava 26 neurônios nas camadas ocultas, mais que o dobro da RNA 7x2x4x4x1 discutida no item anterior, com incremento todo na 2ª. camada oculta. Em geral, observam-se as mesmas tendências de comportamento da rede menor, mas o aumento no número de neurônios permite melhor ajuste e o erro médio da fase de treinamento cai de 7,10 para 5,40 MPa.

Contudo, quando se apresentou o banco de dados de teste para esta rede, ela não foi capaz de efetuar uma simulação adequada dos resultados, como se vê na figura 7.22, gerando um erro muito elevado.

Este comportamento demonstra as eventuais dificuldades práticas que se poderão enfrentar quando se usar uma rede gerada com resultados conhecidos para efetuar estimativas de novos concretos. Diante destes resultados fica evidente que os pesquisadores da área deverão sempre exercer cautela na interpretação das estimativas e buscar reduzir erros garantindo, quando possível, a realização de extração de corpos-de-prova para averiguar se a rede está conseguindo reproduzir a situação real.

Além disto, deve-se sempre usar um banco de dados de treinamento bastante amplo para tentar assegurar que a rede possa incorporar o maior número possível de interrelações existentes entre as variáveis influentes no fenômeno no modelo neural, minimizando o erro da estimativa.

Em relação à influência das outras variáveis de entrada, verifica-se, examinando as figuras 7.23 a 7.26, que o modelo se ajusta moderadamente bem para as diferentes relações a/c e idades, especialmente para a temperatura ambiente (23°C), mas tem maior dificuldade em estimar os resultados dos corpos-de-prova expostos a temperaturas elevadas. Desta forma, pode ser interessante criar modelos independentes de previsão, com bancos de dados específicos, dada a peculiaridade e pequena proporção de estruturas afetadas por incêndio.

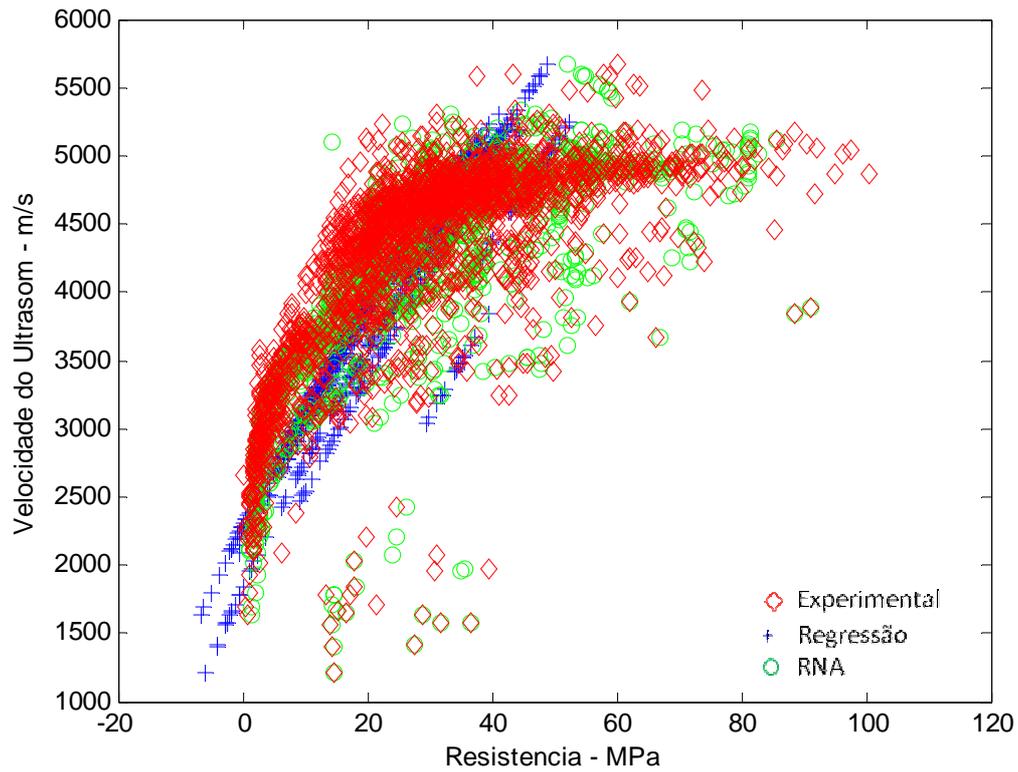


Figura 7.21: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento

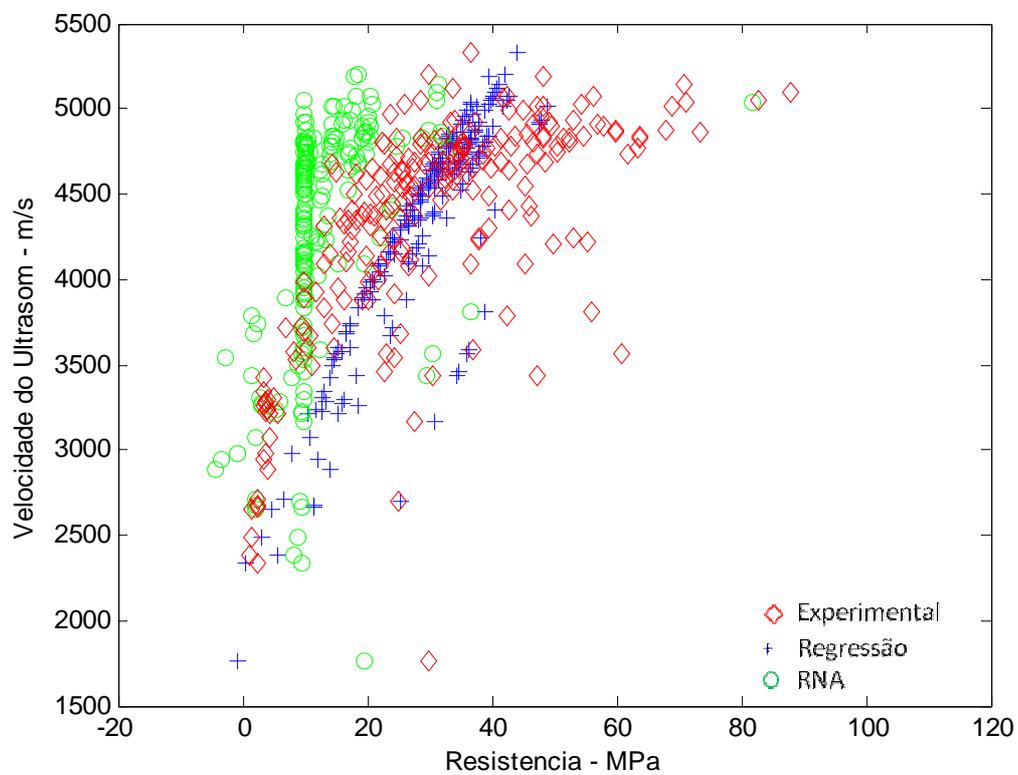


Figura 7.22: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste

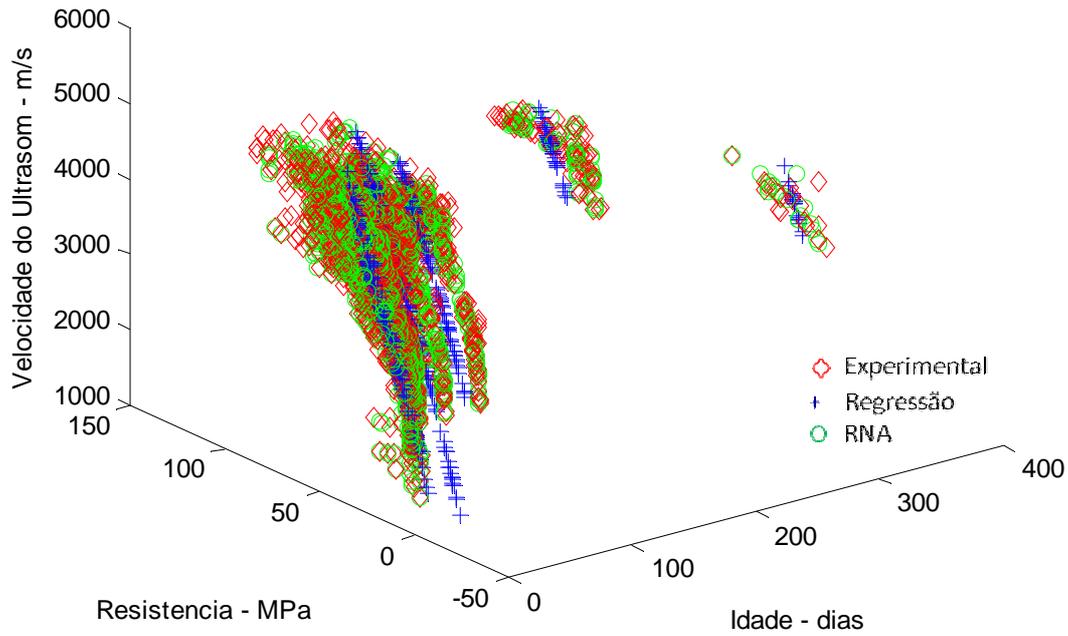


Figura 7.23: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento.

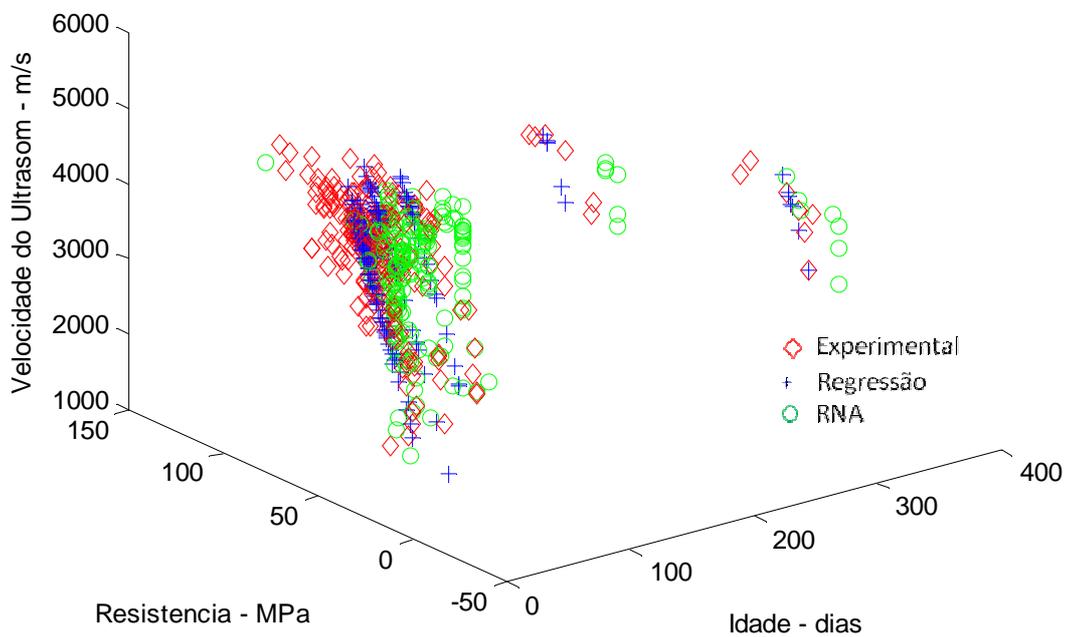


Figura 7.24: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste

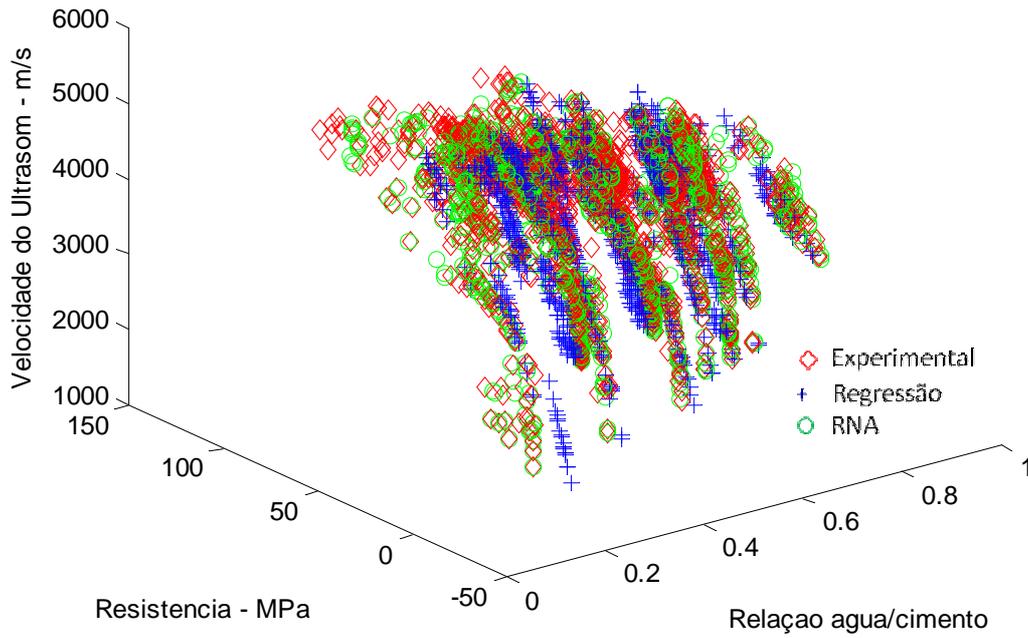


Figura 7.25: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento

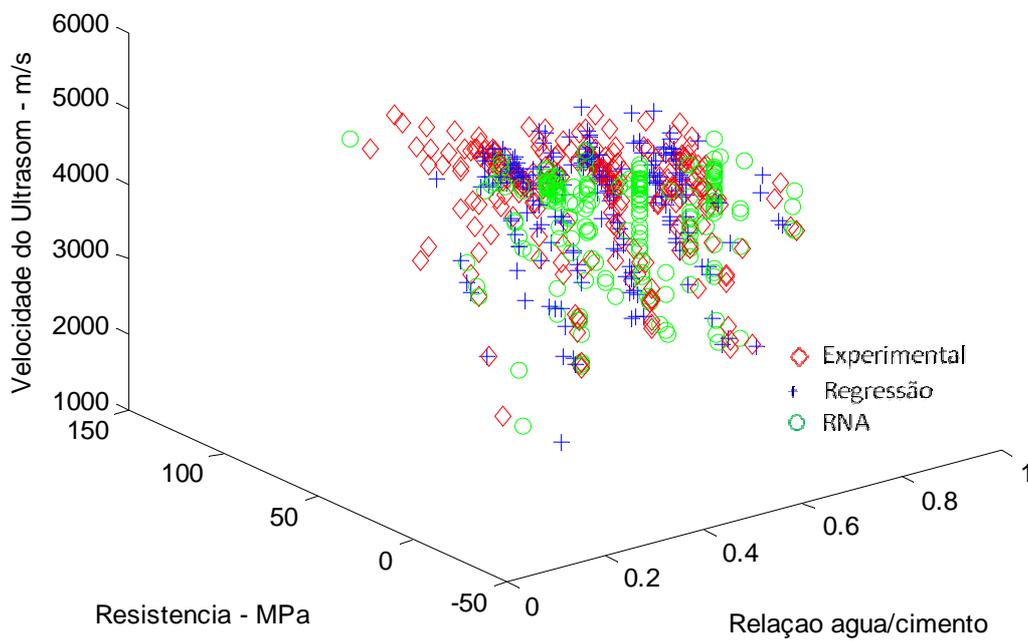


Figura 7.26: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste

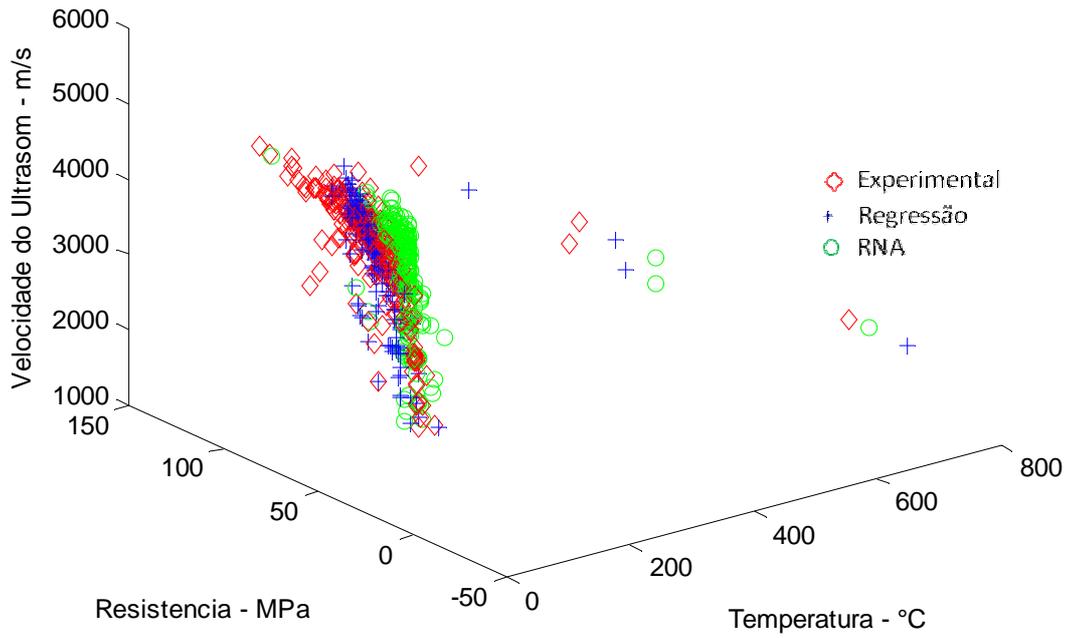


Figura 7.27: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Treinamento

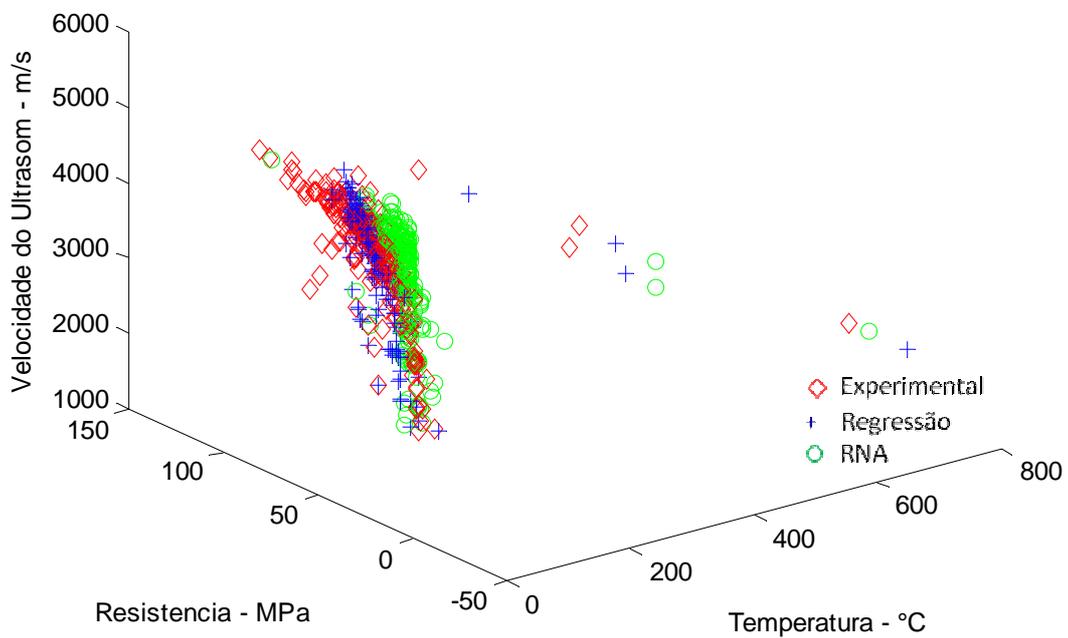


Figura 7.28: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x20x4x1 – Dados de Teste

#### 7.4.2.3. Rede 7x4x20x4x1 (28 neurônios nas camadas ocultas)

As Figuras 7.29 a 7.36 demonstram os resultados obtidos para a RNA 7x4x20x4x1, que contava com o dobro de neurônios na 1ª. camada oculta, em relação à rede anterior.

Os resultados da simulação indicam que a rede apresenta comportamento similar ao das redes discutidas anteriormente, com 10 e 26 neurônios. O aumento de neurônios na 1ª. camada oculta ajudou a reduzir o erro médio da estimativa para 3,95 MPa, para os dados de treinamento.

Contudo ao apresentar o banco de dados de teste para a RNA, a mesma, como a anterior, não consegue proceder a uma simulação tão adequada dos resultados. Mesmo assim, o erro médio foi de apenas 4,80 MPa, um valor aceitável em situações reais para uma estimativa da resistência do concreto, desde que se considere alguma margem de segurança.

Quando se examinam os resultados em função dos parâmetros de entrada se pode verificar os efeitos de cada uma das variáveis e notar que a rede tem muita capacidade de ajuste aos dados reais. Todas as simulações com o banco de dados de teste mostram boa aderência aos dados reais, indicando que 4 neurônios na 1ª. camada oculta já geram uma boa flexibilidade para o modelo.

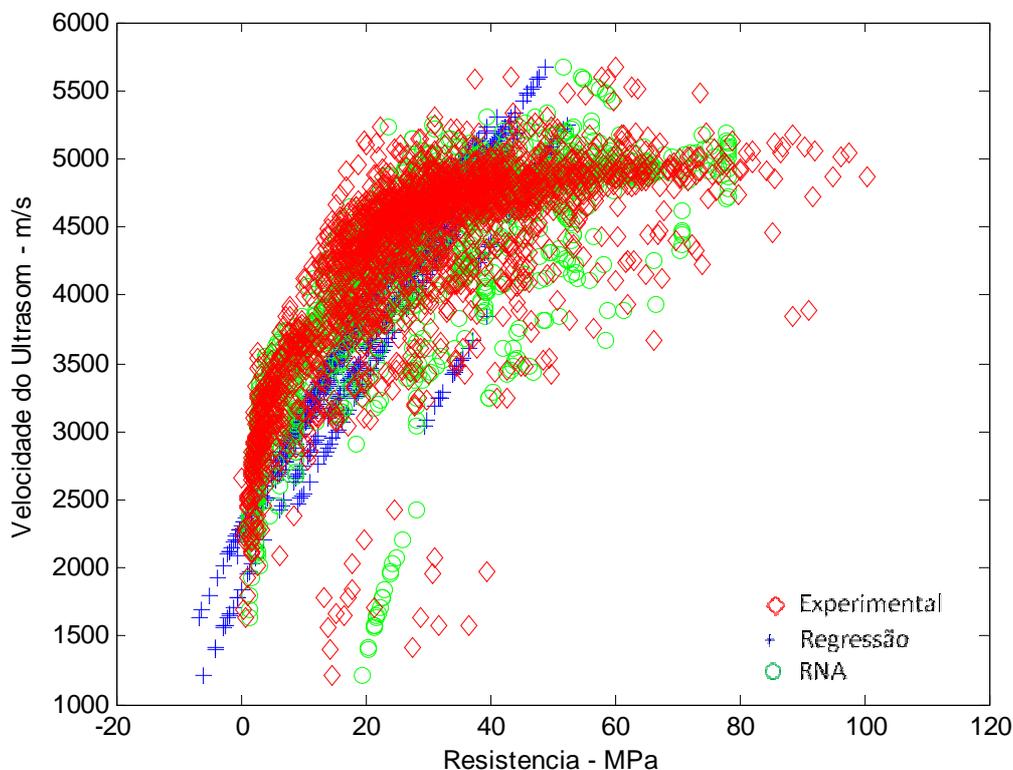


Figura 7.29: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento

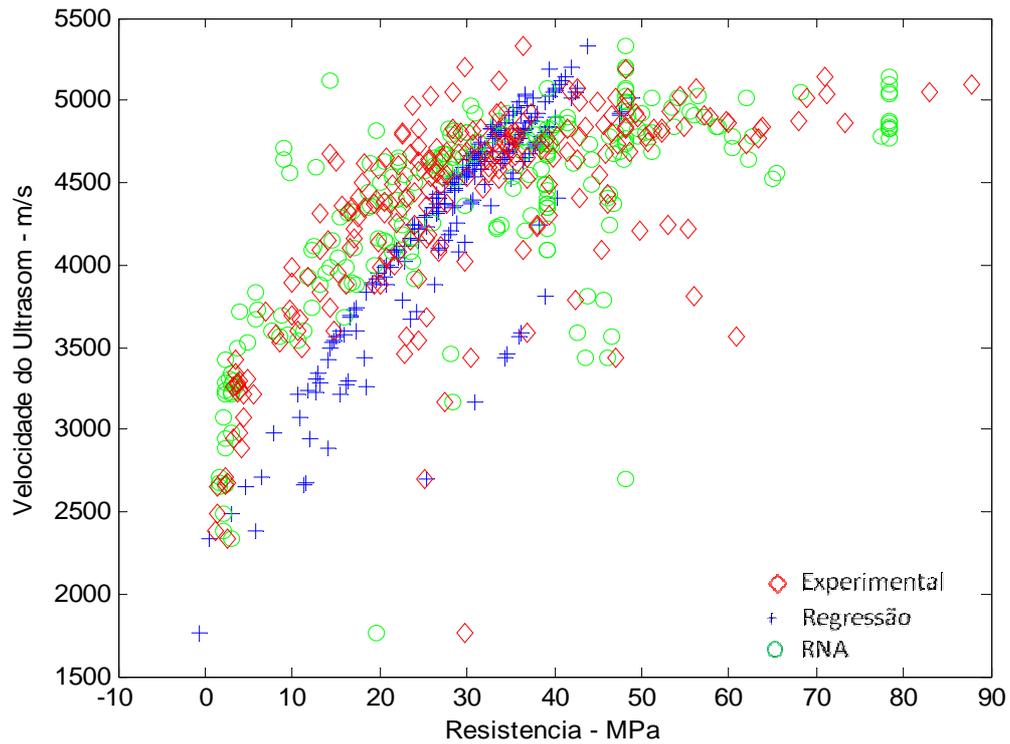


Figura 7.30: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste

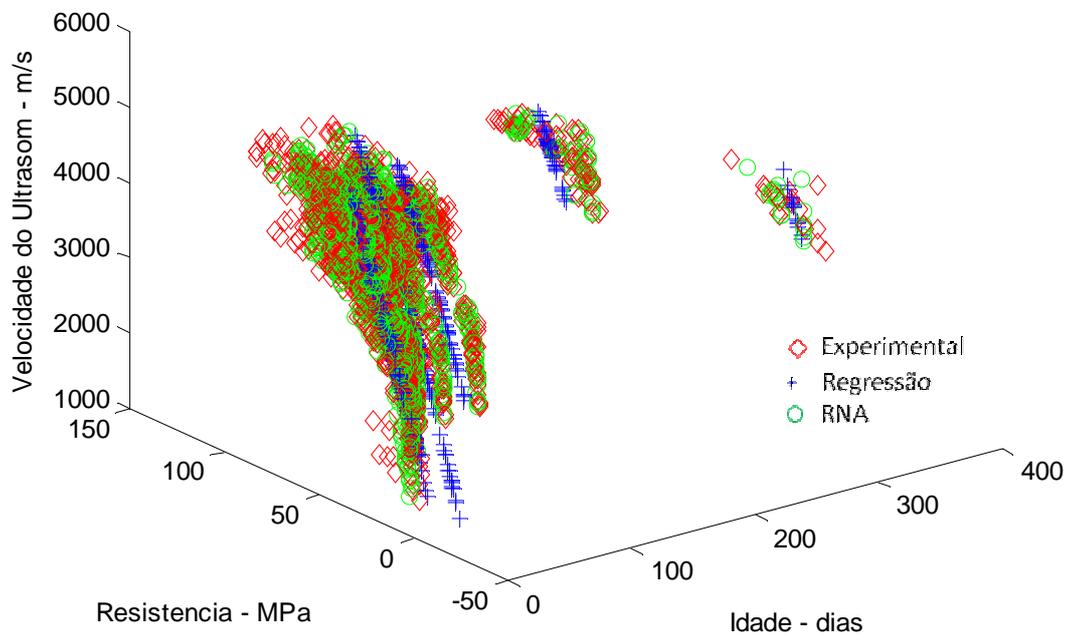


Figura 7.31: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento

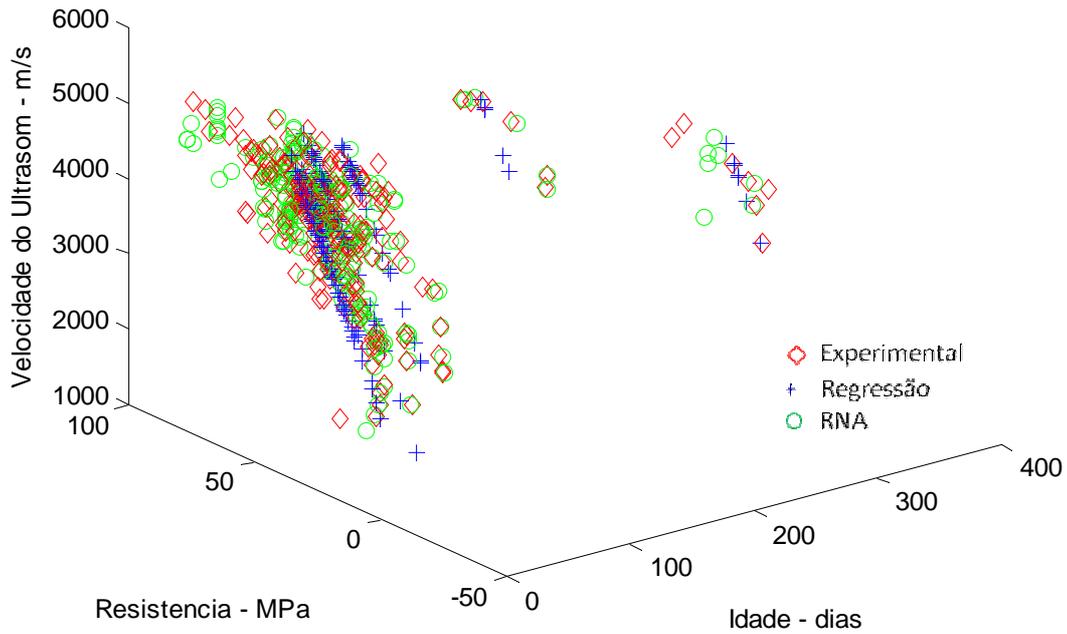


Figura 7.32: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento

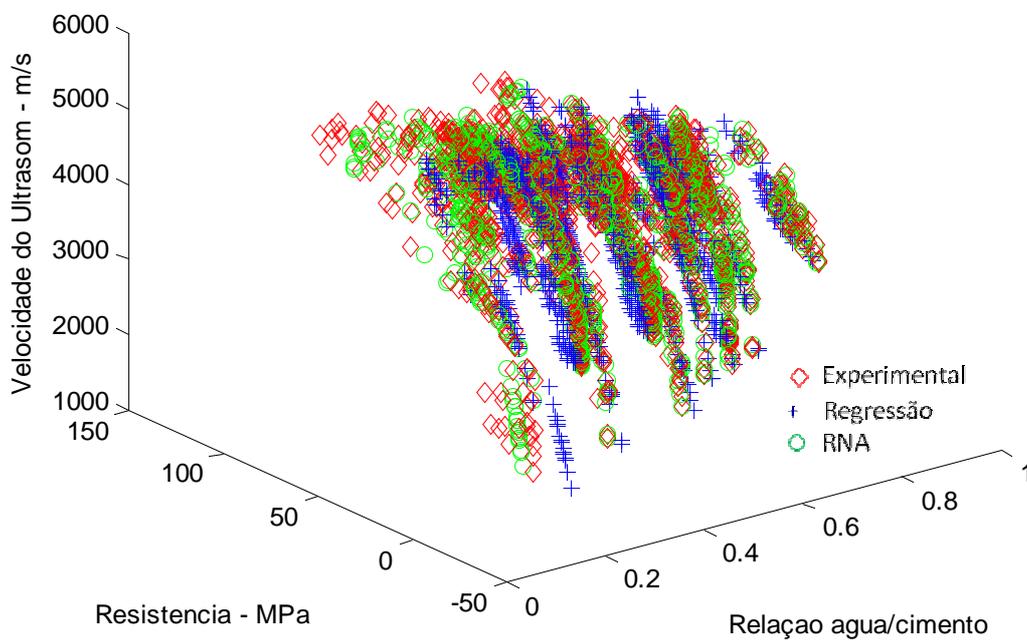


Figura 7.33: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento

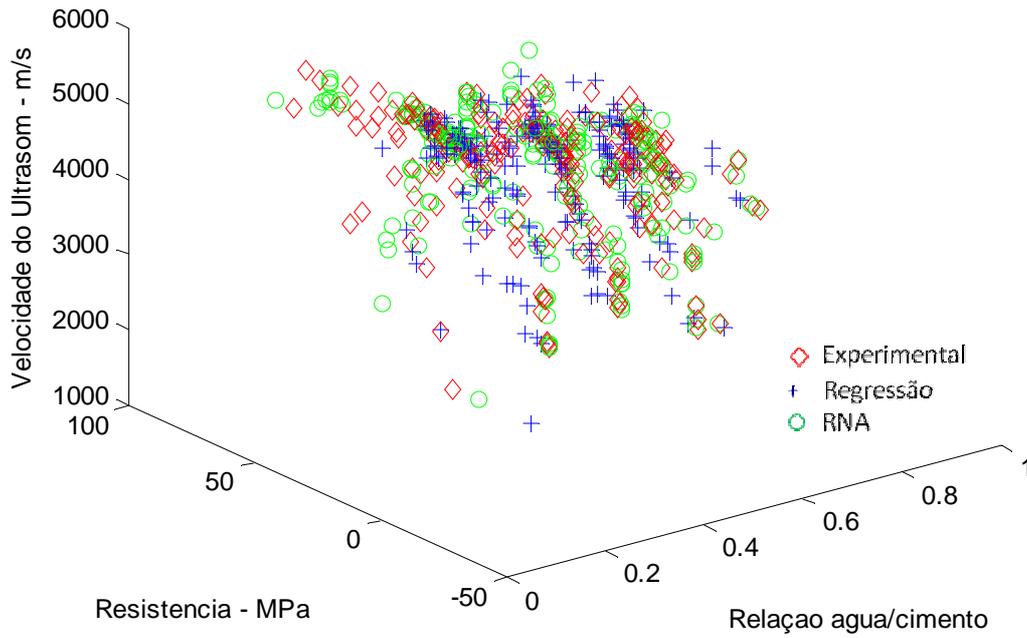


Figura 7.34: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste

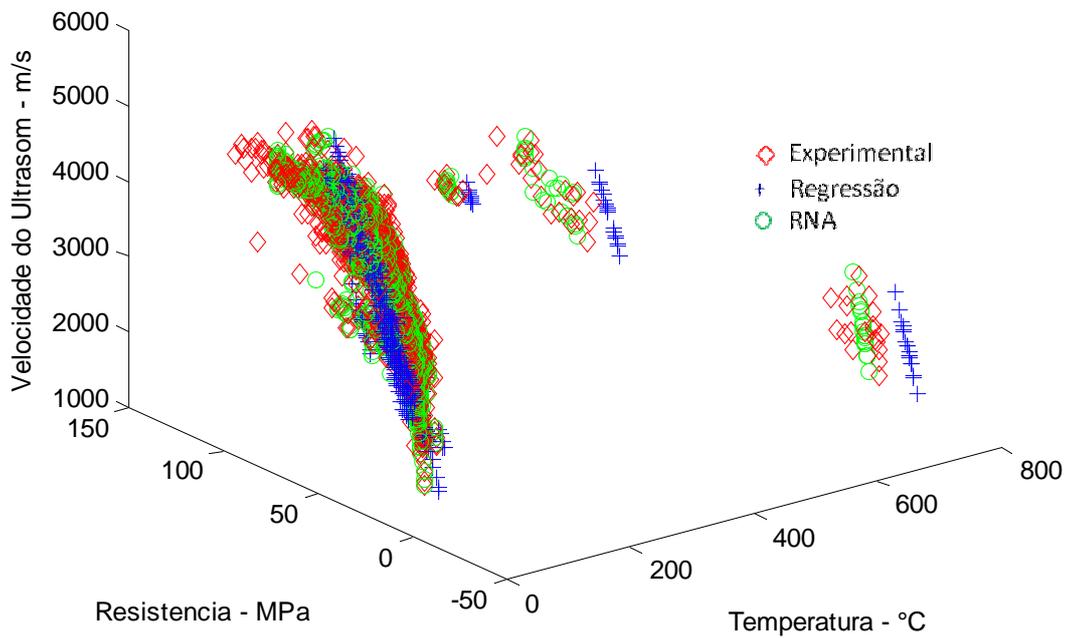


Figura 7.35: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Treinamento

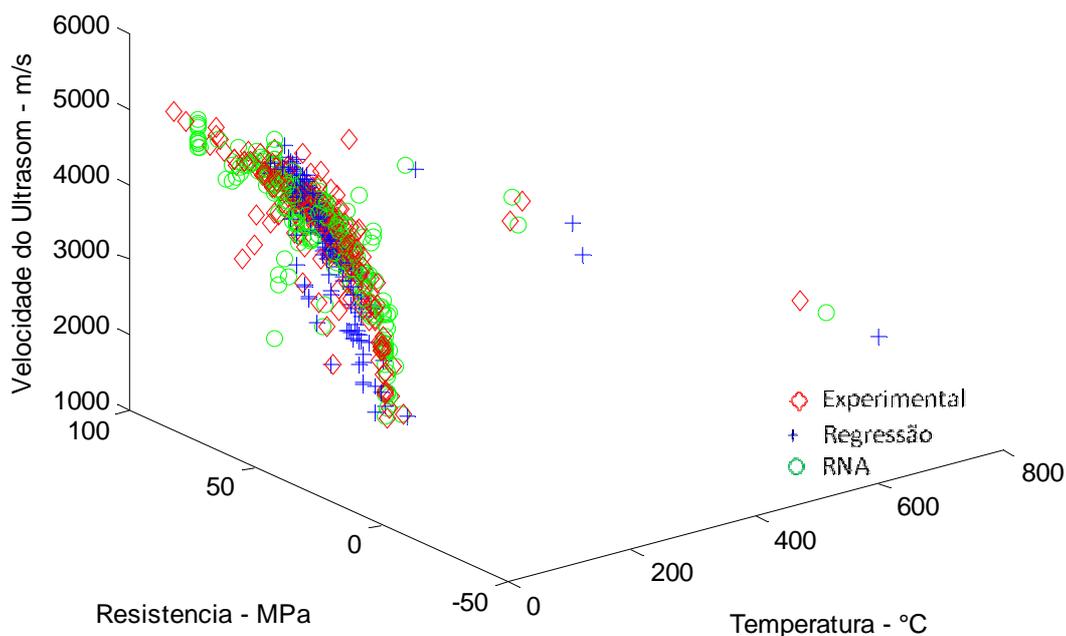


Figura 7.36: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x4x20x4x1 – Dados de Teste

#### 7.4.2.4. Rede 7x6x20x12x1

Nesta rede se manteve o número de neurônios na 2ª. camada oculta, ao mesmo tempo em que se aumentava o número de neurônios nas outras duas camadas ocultas, gerando uma rede com 38 neurônios, dez a mais que a anterior.

As Figuras 7.37 a 7.44 mostram os resultados das simulações efetuadas com a RNA 7x6x20x12x1. Observou-se que este incremento no número de neurônios não causou uma redução do erro quando se usa o banco de dados de treinamento. O erro médio da estimativa ficou em 3,97 MPa, nível semelhante ao registrado na rede anterior (3,95 MPa). Este é um valor de erro relativamente baixo, em comparação com o erro obtido através da simulação estatística tradicional. Além disto, o tempo de treinamento não foi tão elevado. Ou seja, baseado nos dados de treinamento, a rede seria considerada excelente. Na fase de teste, todavia, a rede não conseguiu manter o bom desempenho. Examinando visualmente os gráficos se verifica que muitas estimativas se encontram bastante descoladas dos dados reais.

Em vista disto, fica evidente que os julgamentos da utilidade e precisão de cada rede devem ser efetuados a partir de estimativas efetuadas sobre amostras de dados independentes das utilizadas para gerar o modelo neural.

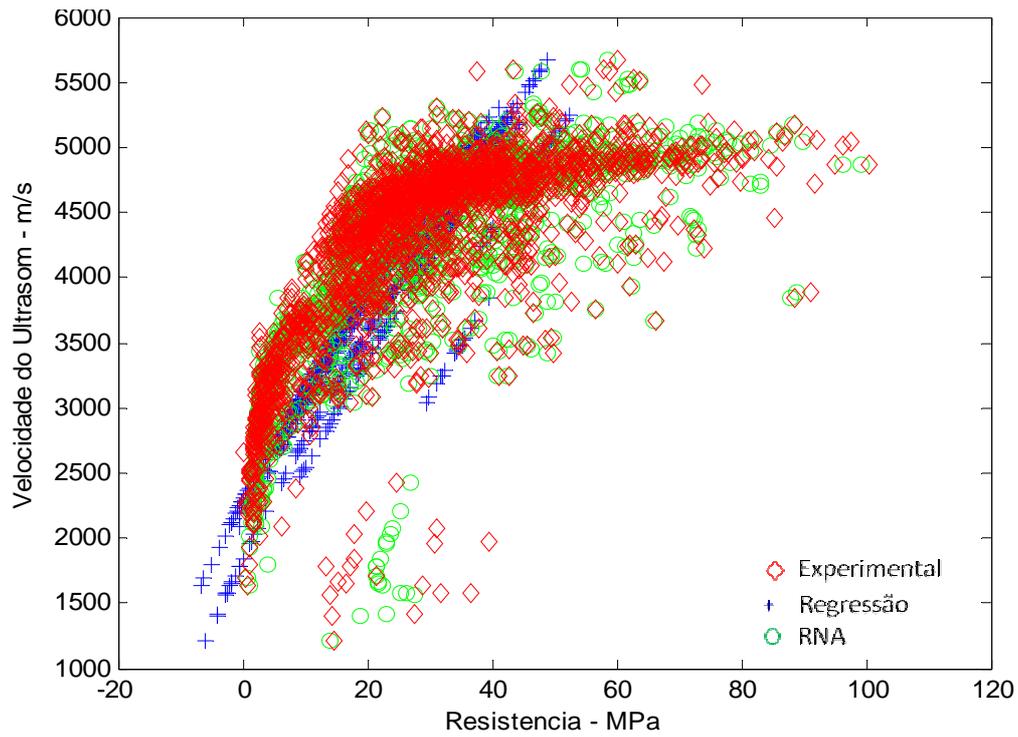


Figura 7.37: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento

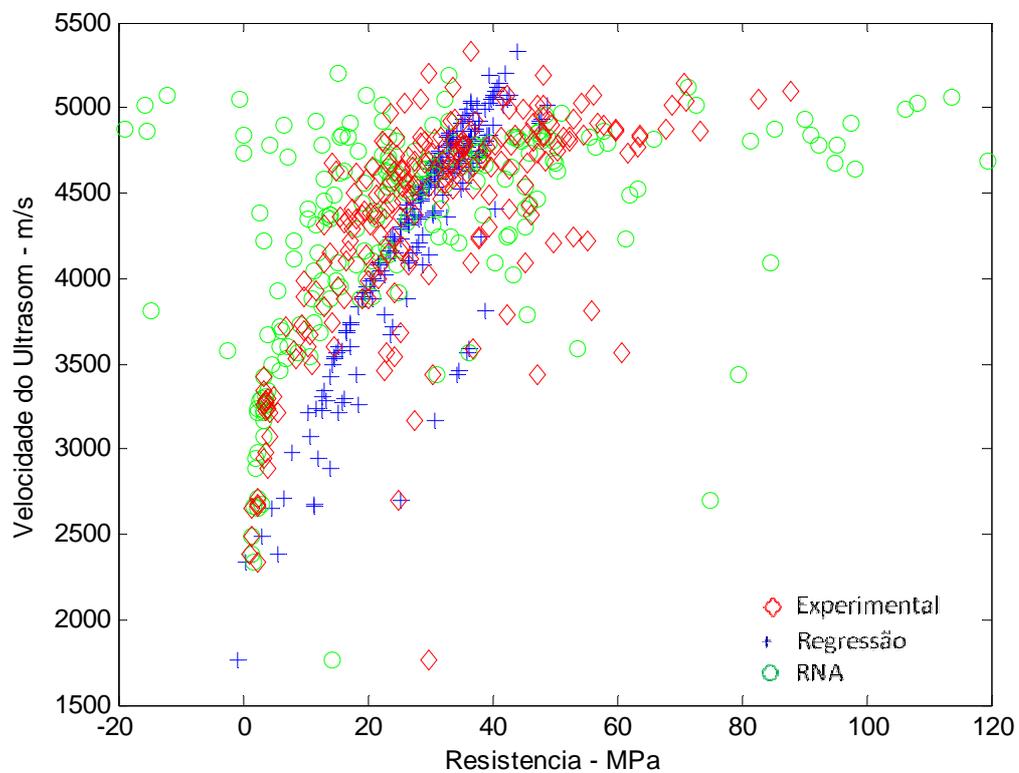


Figura 7.38: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste

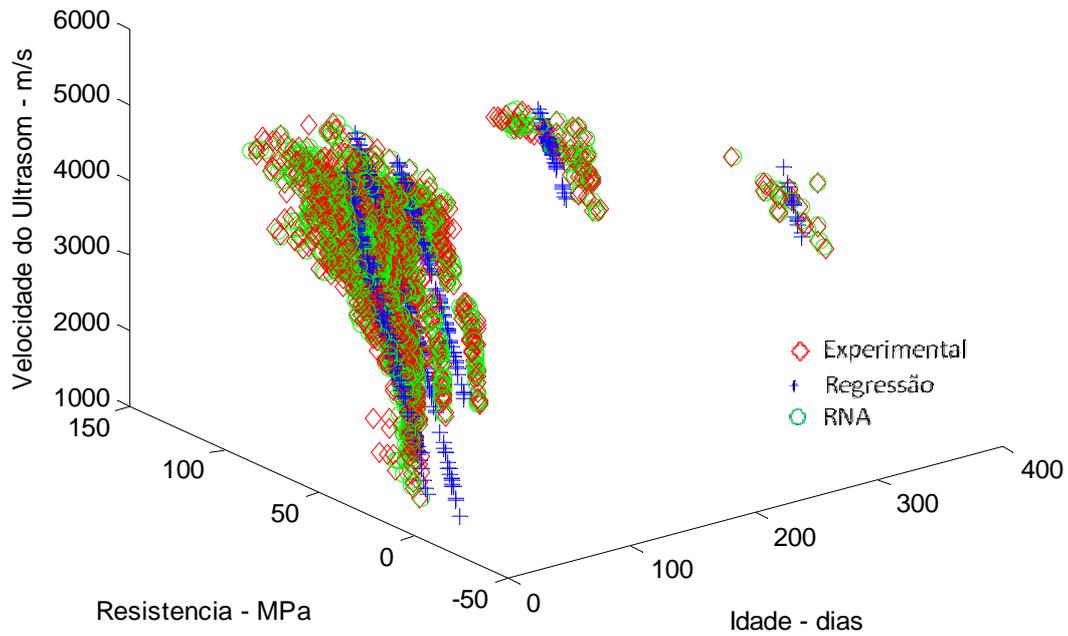


Figura 7.39: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento

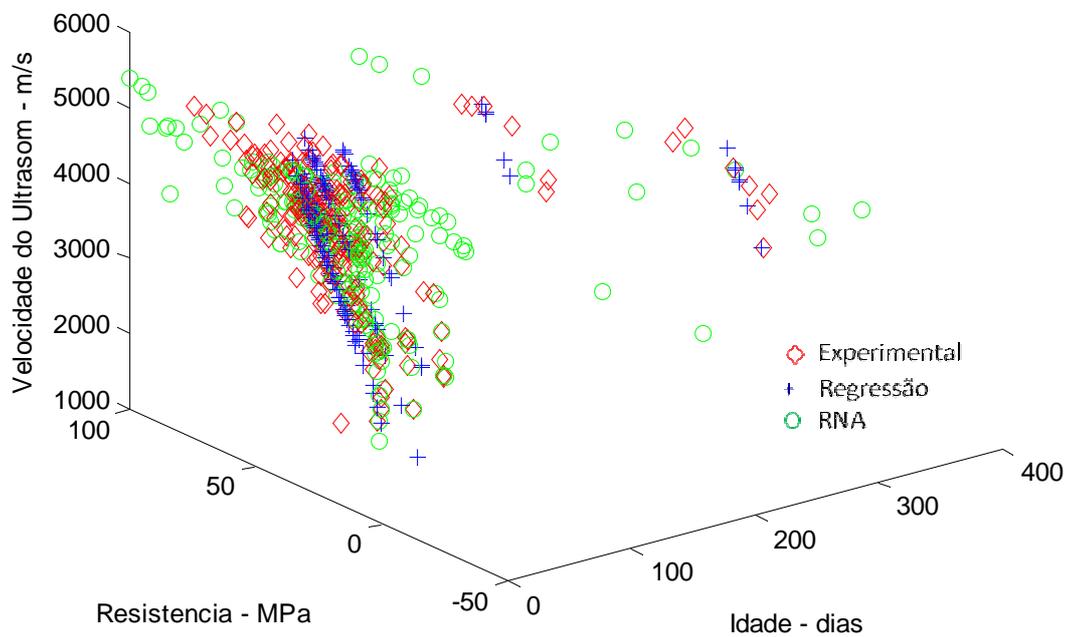


Figura 7.40: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste

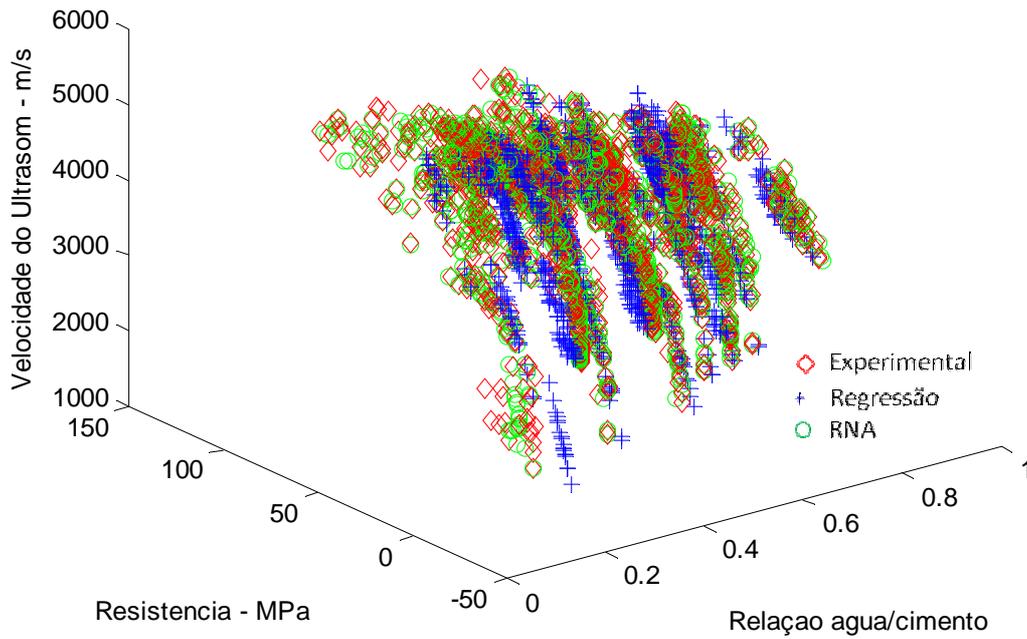


Figura 7.41: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento

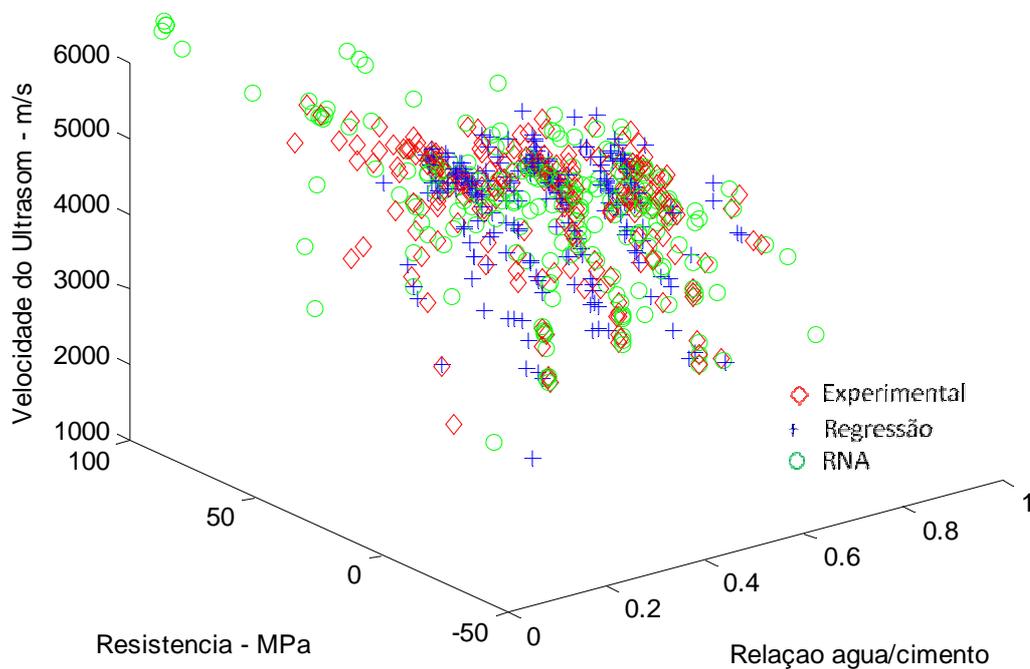


Figura 7.42: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste

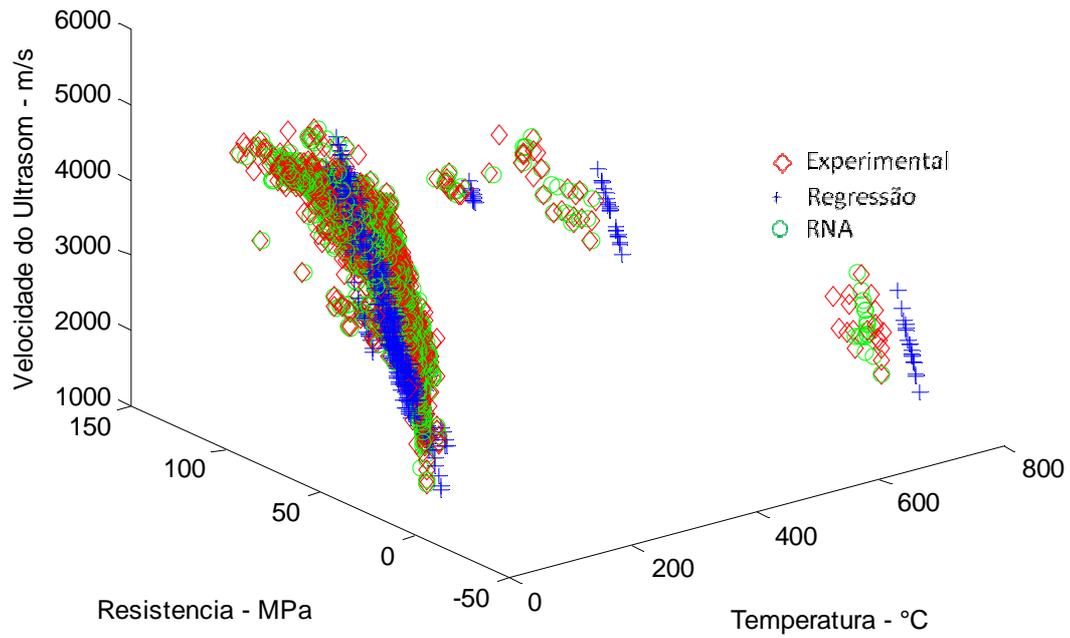


Figura 7.43: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Treinamento

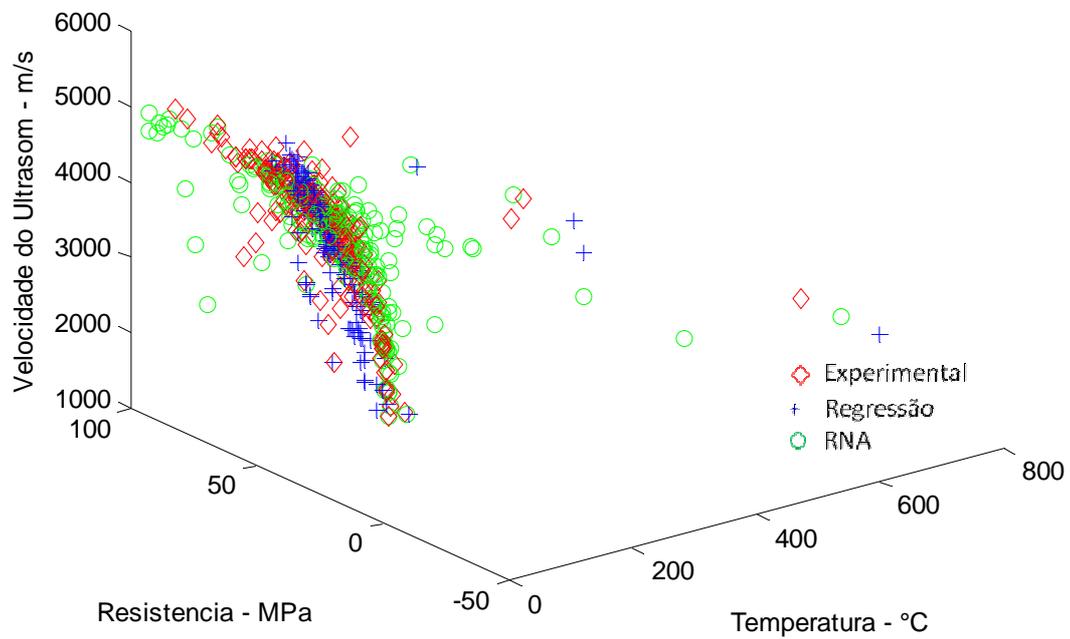


Figura 7.44: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x6x20x12x1 – Dados de Teste

#### 7.4.2.5. Rede 7x2x20x20x1 (42 Neurônios nas camadas ocultas)

As Figuras 7.45 a 7.52 demonstram os resultados obtidos para a RNA 7x2x20x20x1, que apresentava mais neurônios (42) nas camadas ocultas que as anteriores. Uma peculiaridade desta rede foi que os neurônios foram concentrados na 2ª. e 3ª. camadas ocultas, que receberam 20 neurônios cada. O incremento no tamanho da rede resultou na queda do erro médio da estimativa, que atingiu apenas 3,25 MPa.

Infelizmente quando se utilizou o banco de dados de teste, observou-se que a rede não conseguiu efetuar uma simulação adequada dos resultados. As estimativas de resistência efetuadas pela rede, em todos os gráficos, são consistentemente menores que as reais. Este comportamento, apesar de, nesse caso, estar a favor da segurança, evidencia a cautela que se deve ter quando se utiliza um modelo gerado com alguns dados conhecidos em situações novas. Ao implementar esta promissora tecnologia - assim como se deveria ter em todos os usos de NDT - se devem adotar alguns cuidados básicos: considerar um fator de segurança nos valores estimados - em função da incerteza - e realizar ensaios regulares de controle, com extração de corpos-de-prova e determinação direta da resistência, para verificar se o modelo de análise está bem ajustado às condições específicas de cada caso.

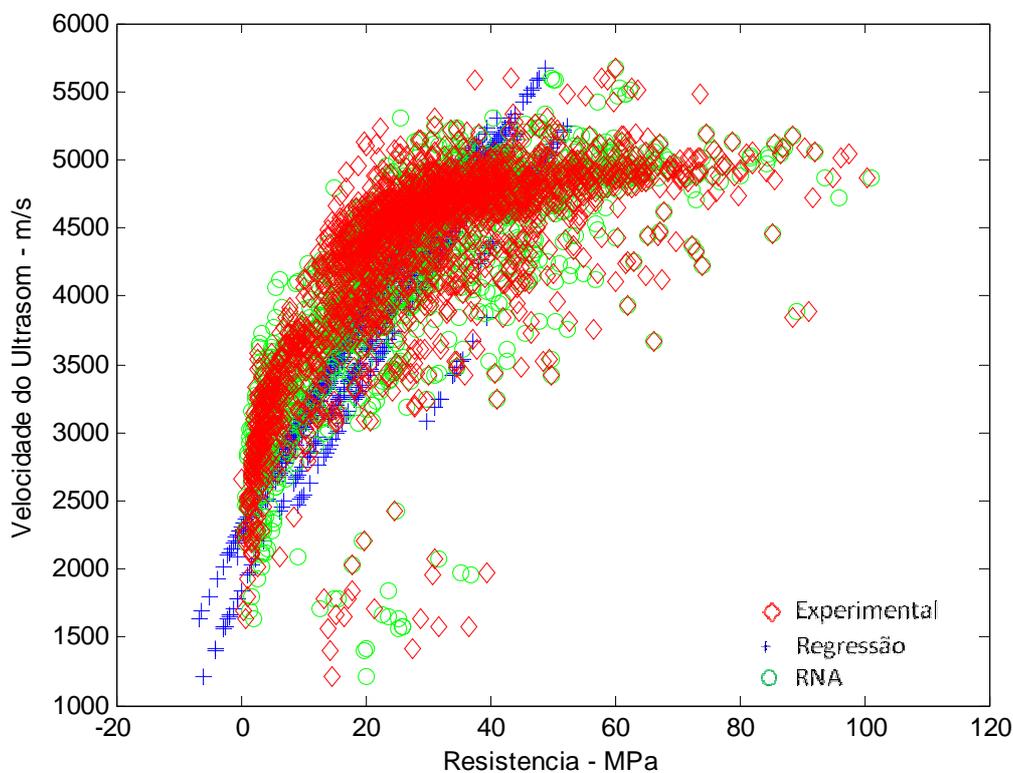


Figura 7.45: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento.

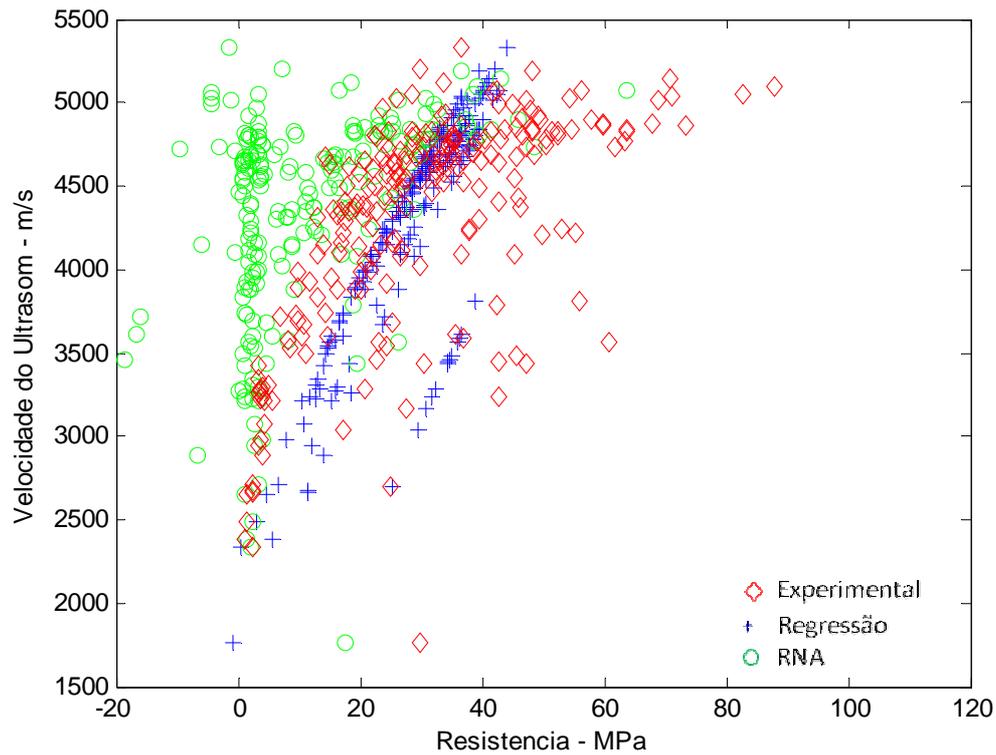


Figura 7.46: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste

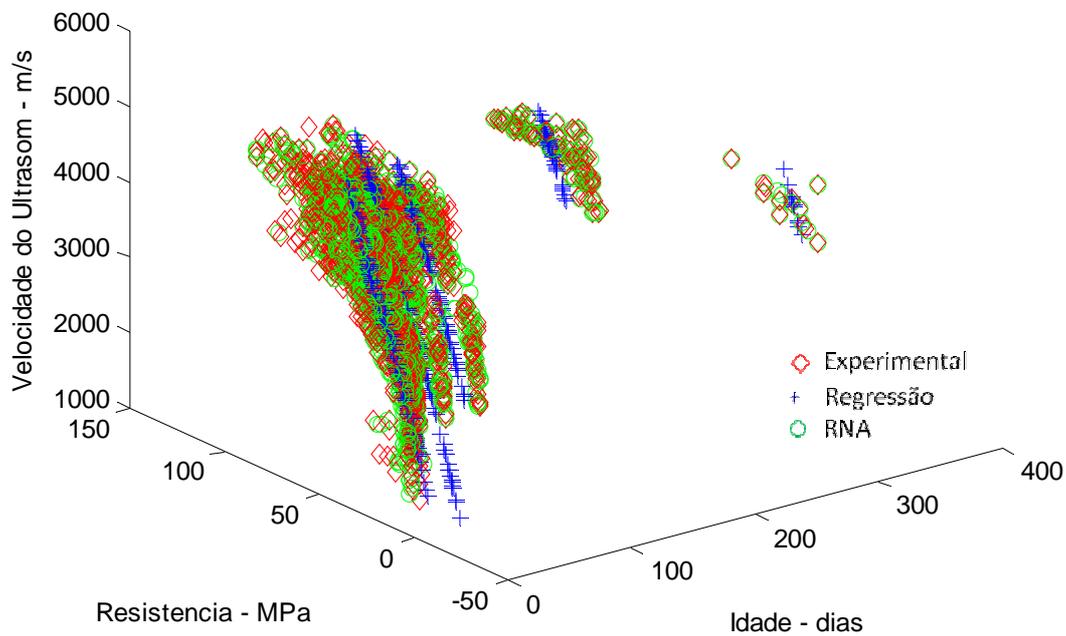


Figura 7.47: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento.

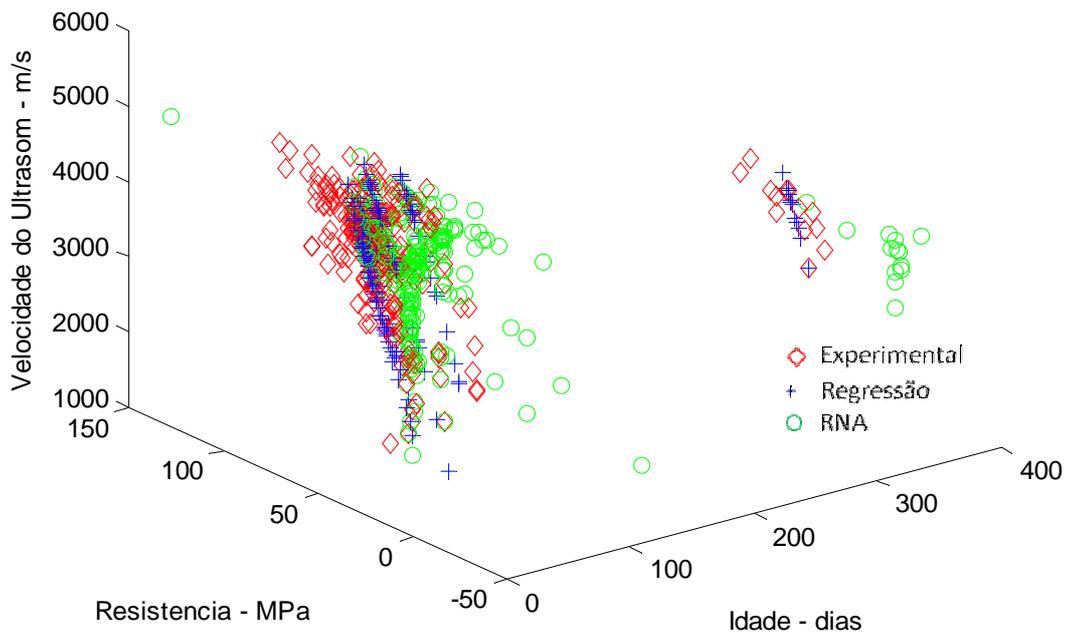


Figura 7.48: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste

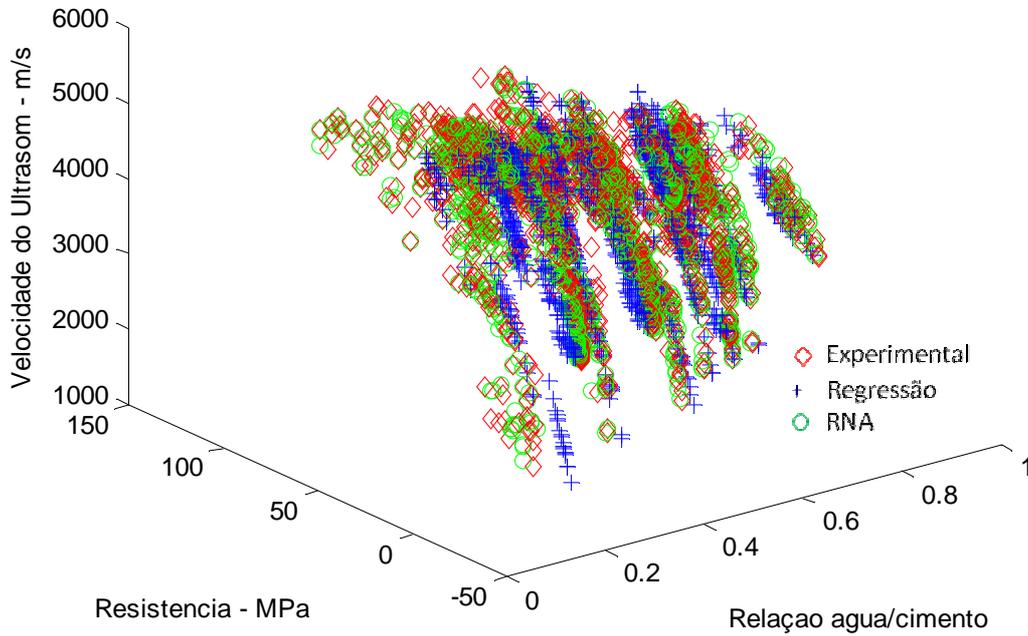


Figura 7.49: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento.

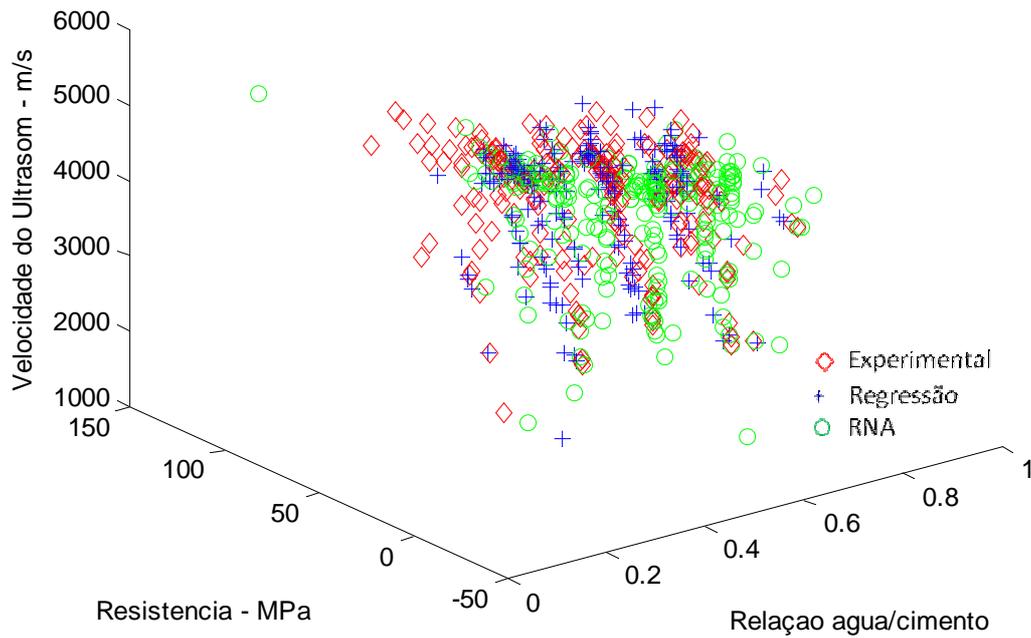


Figura 7.50: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste

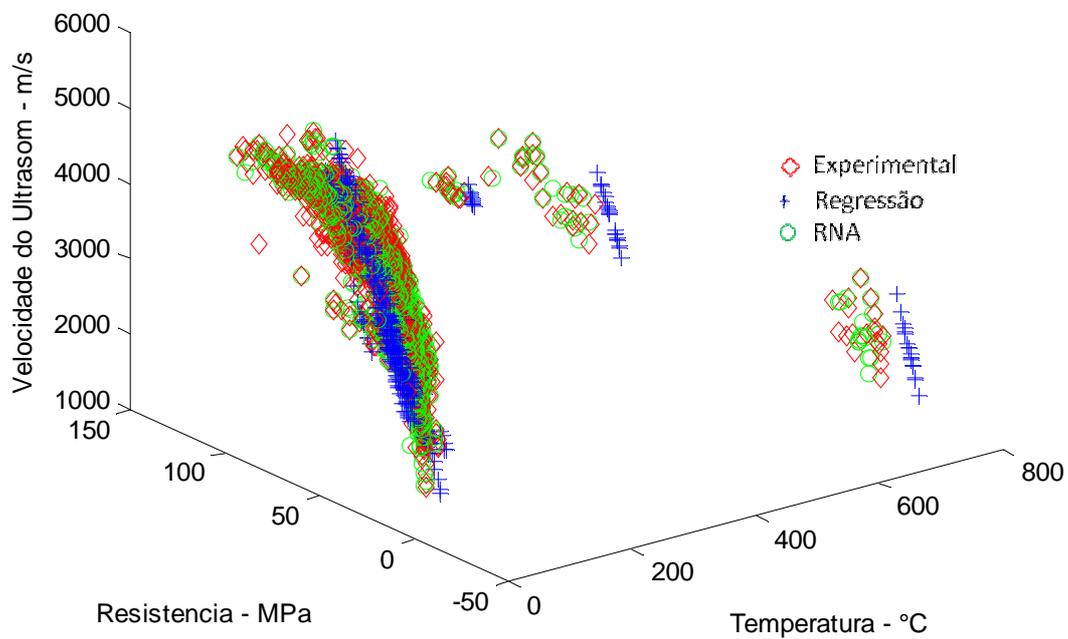


Figura 7.51: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Treinamento

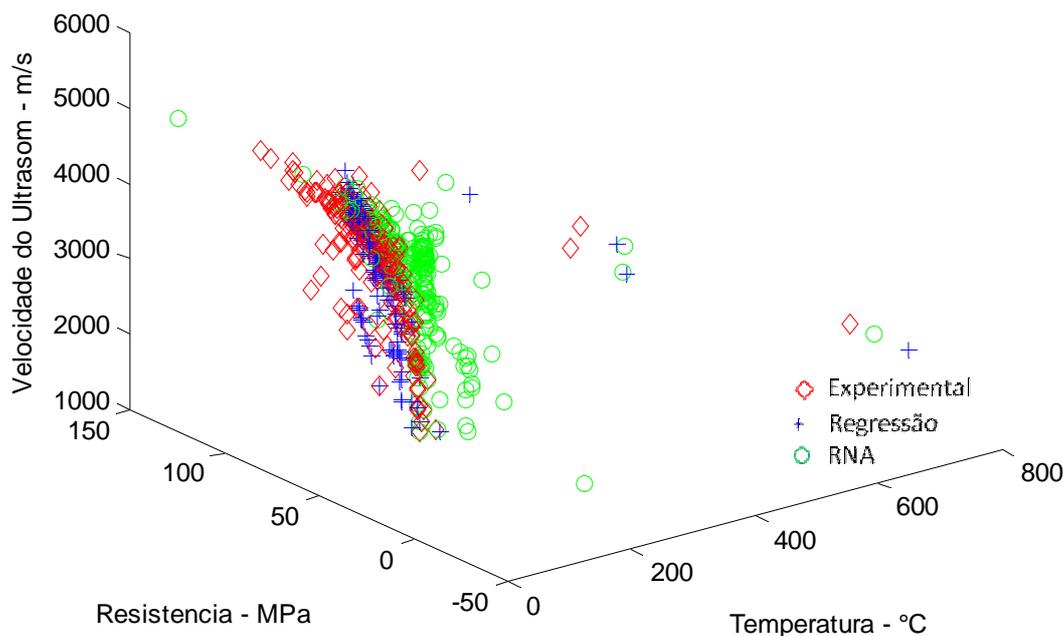


Figura 7.52: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x2x20x20x1 – Dados de Teste

#### 7.4.2.6. Rede 7x6x20x20x1 (48 Neurônios nas camadas ocultas)

As Figuras 7.53 a 7.60 contém os resultados das simulações executadas com a RNA 7x6x20x20x1, com 46 neurônios distribuídos nas três camadas ocultas e um número considerável na 1ª. camada oculta (6). Esta configuração se mostrou relativamente adequada, visto que esta rede que obteve um resultado que atingiu um erro médio de 3,66 MPa nas estimativas com o banco de dados de treinamento.

Visualmente, nota-se uma grande aderência dos valores estimados com os dados de treinamento, mostrando que a rede consegue simular adequadamente o comportamento do concreto nesta etapa da simulação.

Todavia, com os resultados das simulações efetuadas com o banco de dados de teste a rede não conseguiu manter o bom desempenho. Examinando visualmente os gráficos se verifica que uma grande parte das estimativas se encontra bastante descoladas dos dados reais. O erro médio ficou em 6,90 MPa.

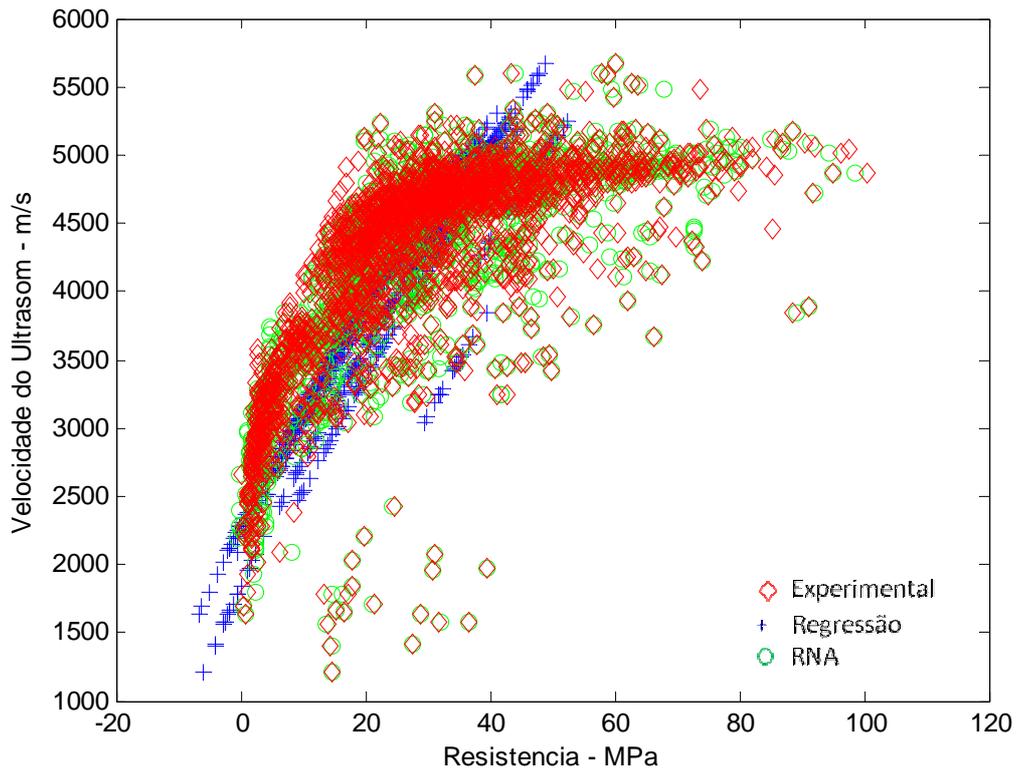


Figura 7.53: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento.

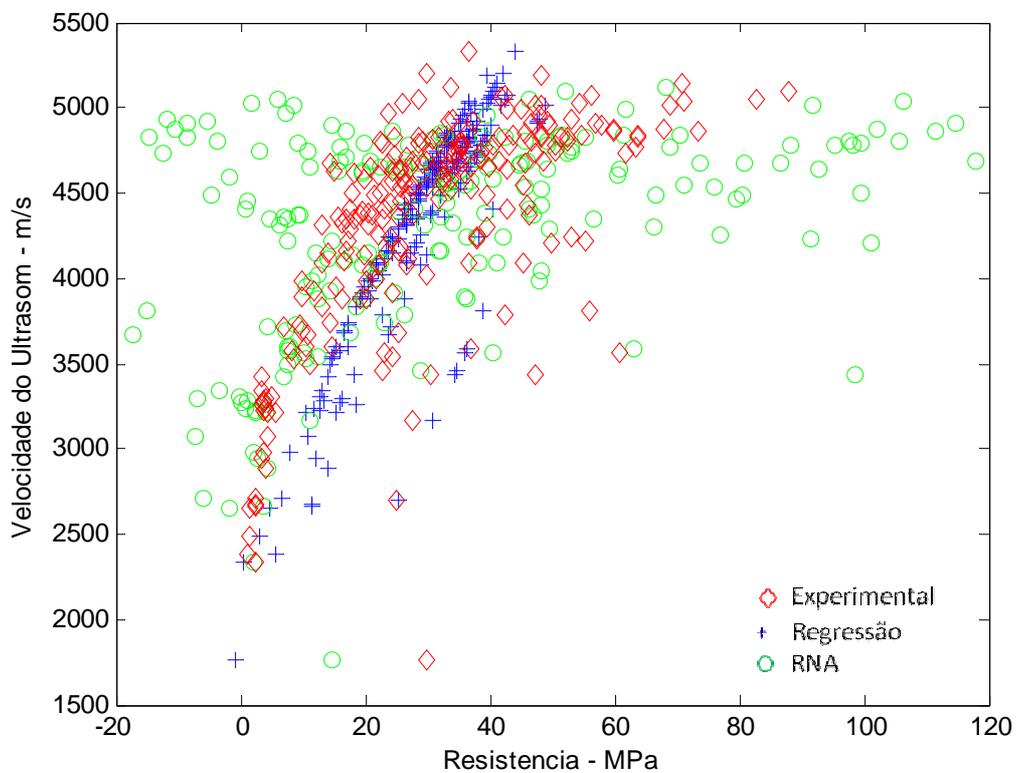


Figura 7.54: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste

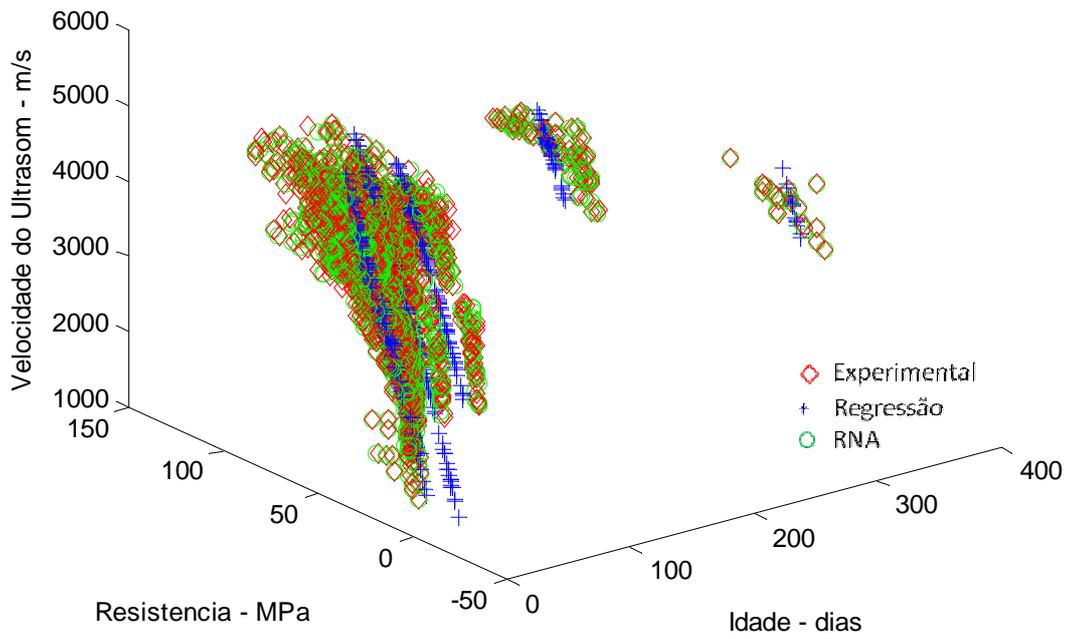


Figura 7.55: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento

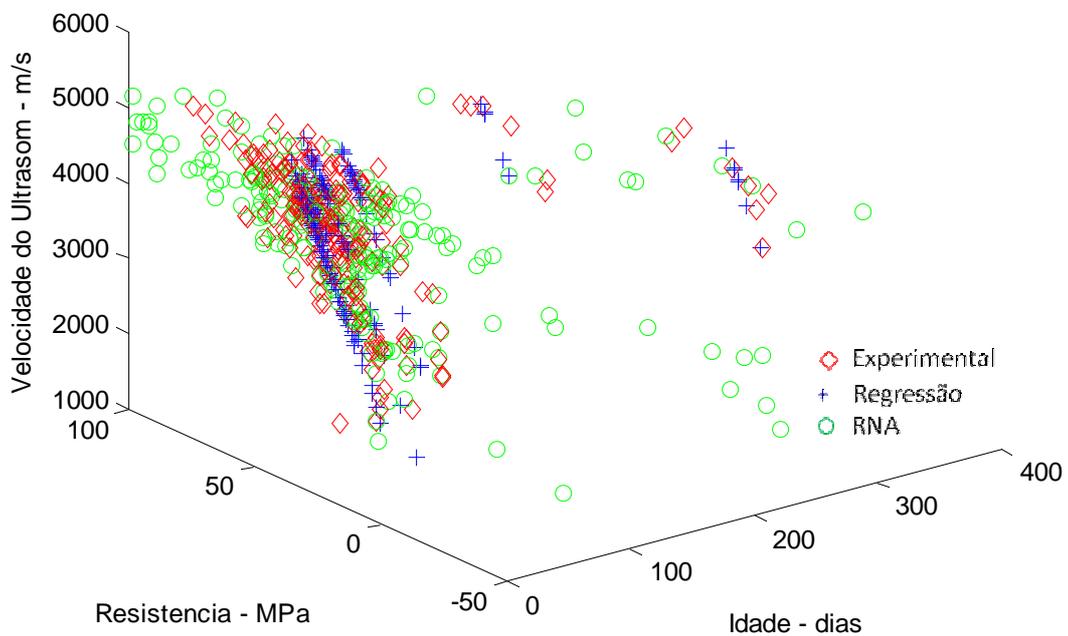


Figura 7.56: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste

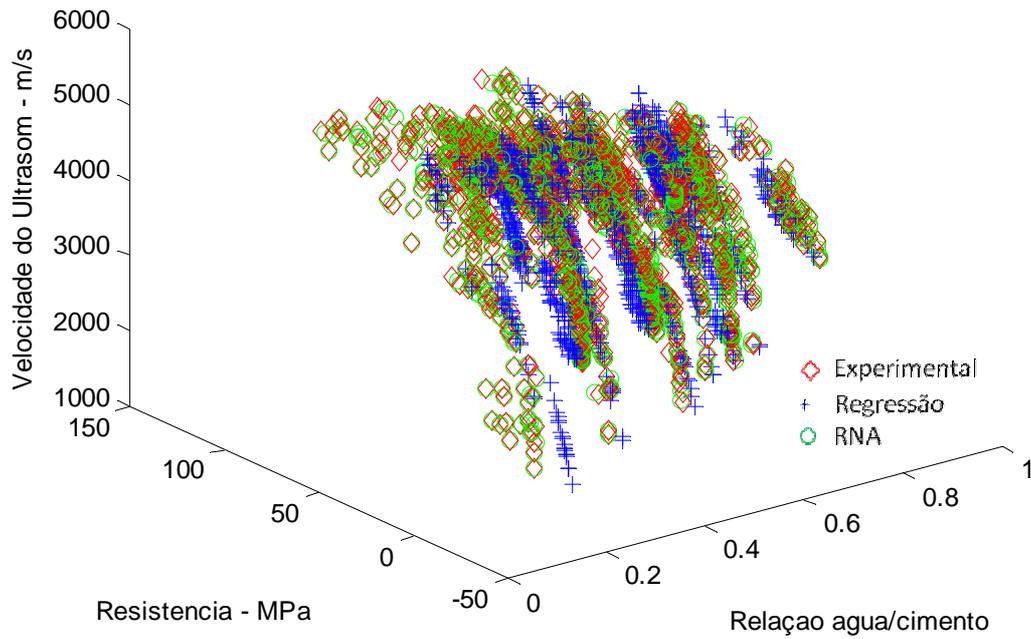


Figura 7.57: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento

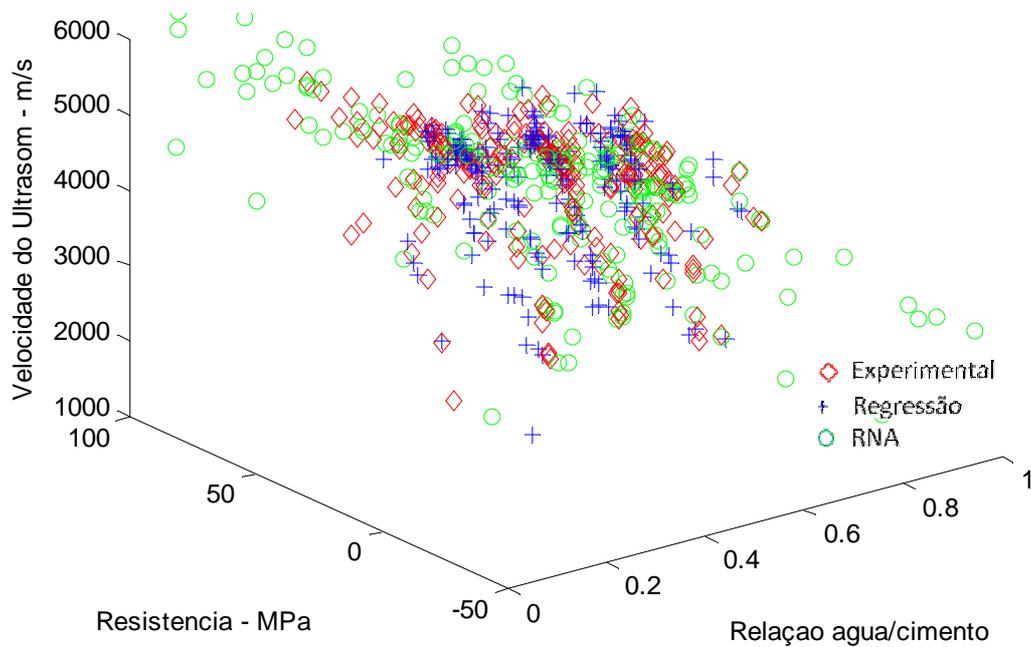


Figura 7.58: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste

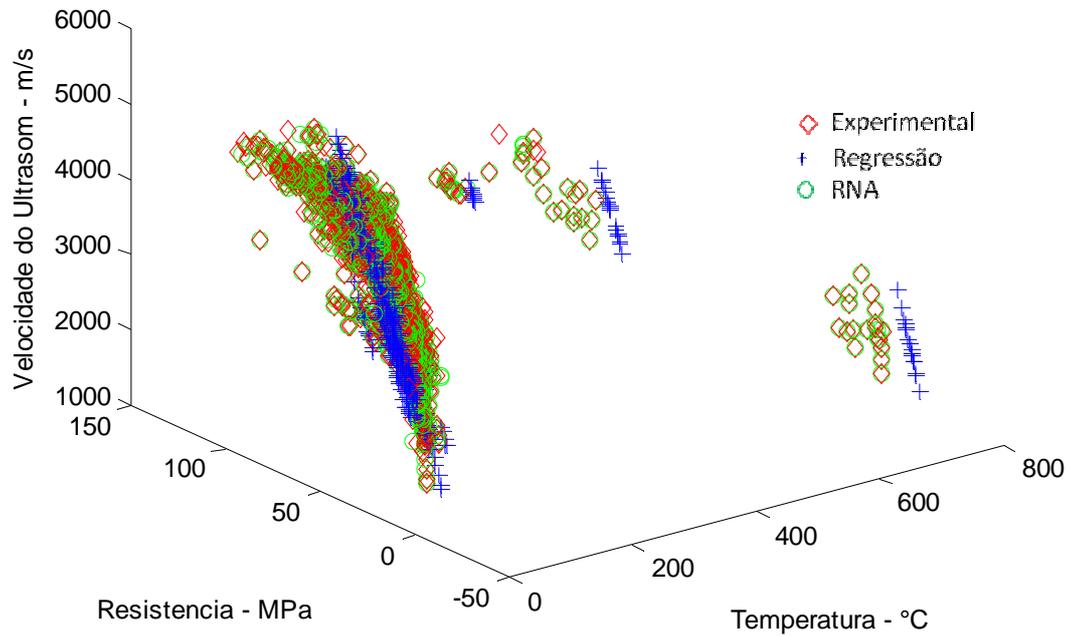


Figura 7.59: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Treinamento

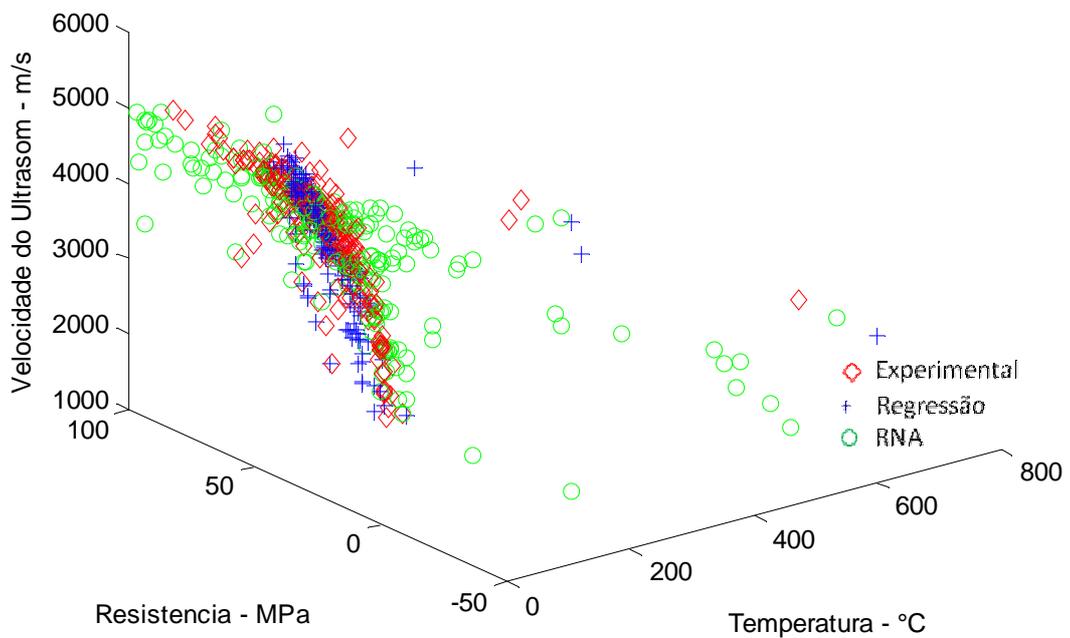


Figura 7.60: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x6x20x20x1 – Dados de Teste

#### 7.4.2.7. Rede 7x8x20x20x1 (48 Neurônios nas camadas ocultas)

As Figuras 7.61 a 7.68 contém os resultados das simulações executadas com a RNA 7x8x20x20x1, com 48 neurônios distribuídos nas três camadas ocultas e um número considerável na 1ª. camada oculta (8). Esta configuração se mostrou muito adequada, sendo que esta foi a rede que obteve o melhor resultado, atingindo um erro médio de apenas 3,09 MPa nas estimativas com o banco de dados de treinamento.

Além disto, os resultados das simulações efetuadas com o banco de dados de teste também foram muito bons, sendo atingido um erro médio de 3,59. Visualmente, nota-se uma grande aderência dos valores estimados com os dados reais, mostrando que a rede consegue simular adequadamente o comportamento do concreto frente às variáveis utilizadas para análise. Tem-se, portanto, uma ferramenta capaz de estimar, com um índice de erro pequeno, o valor da resistência à compressão de um concreto qualquer a partir de um modelo neural construído com dados de outras amostras de concreto.

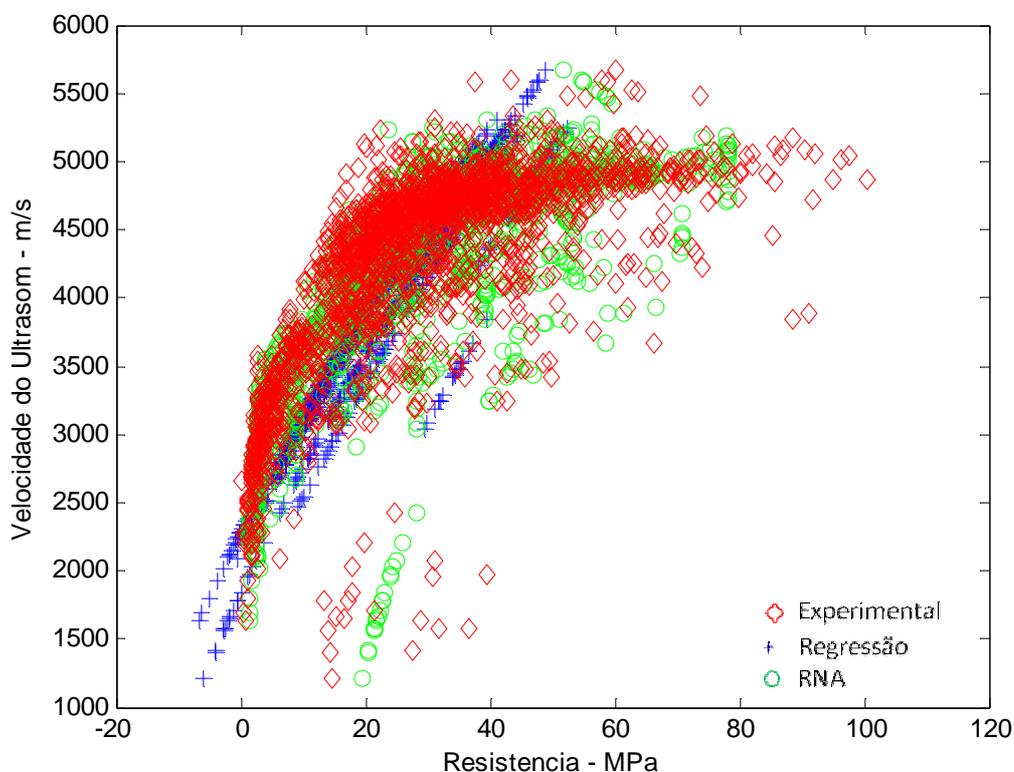


Figura 7.61: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento

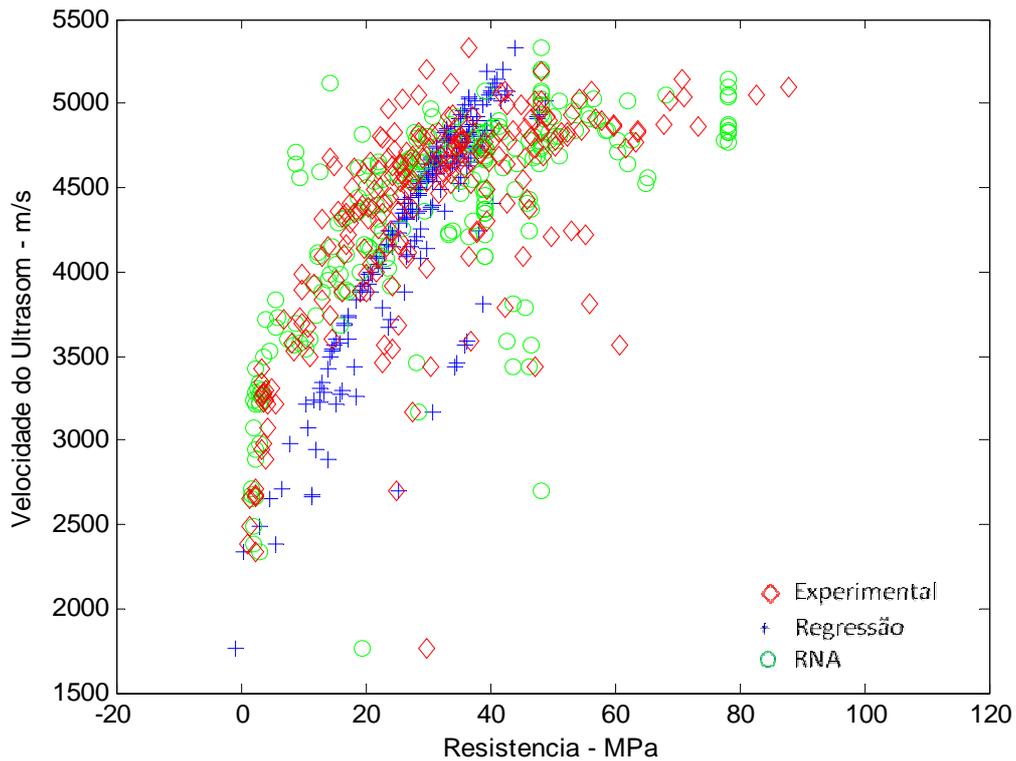


Figura 7.62: Relação VPU x  $f_c$  – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste

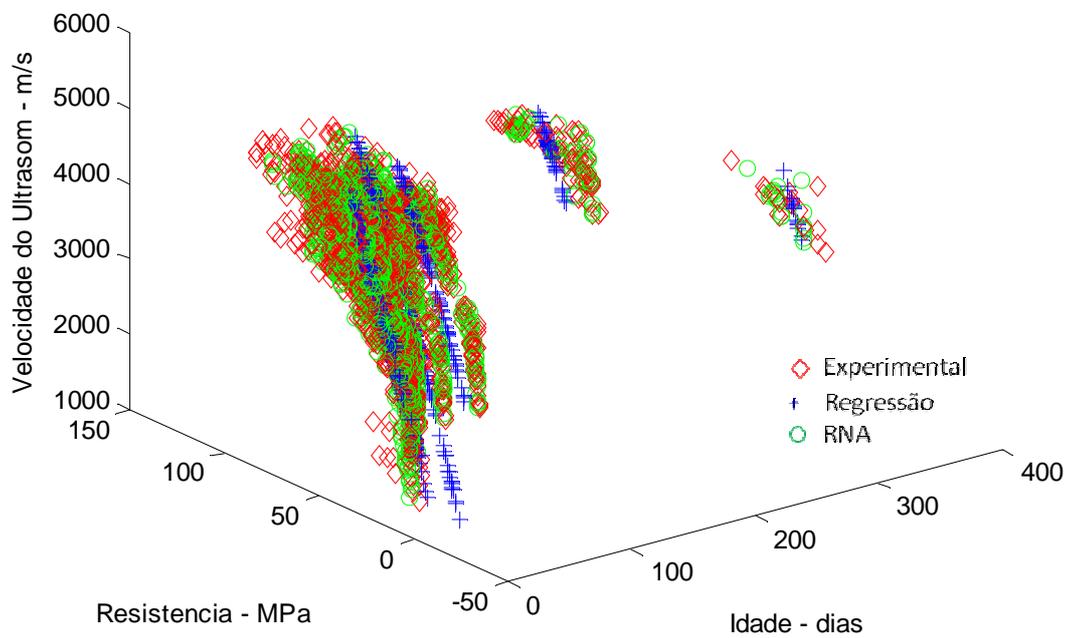


Figura 7.63: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento

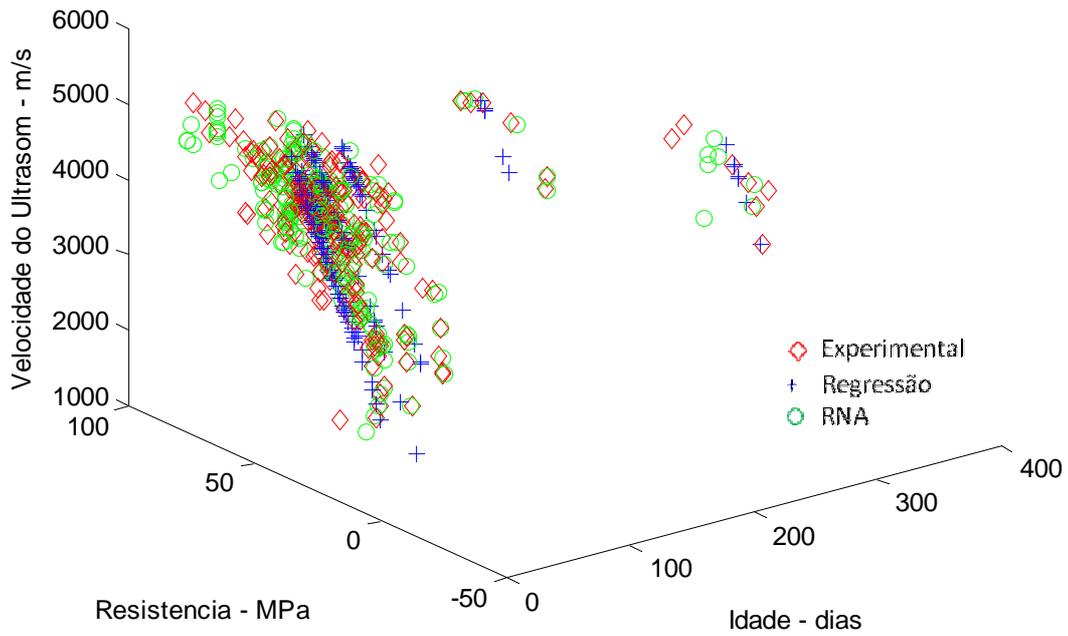


Figura 7.64: Relação VPU x  $f_c$  x Idade – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste

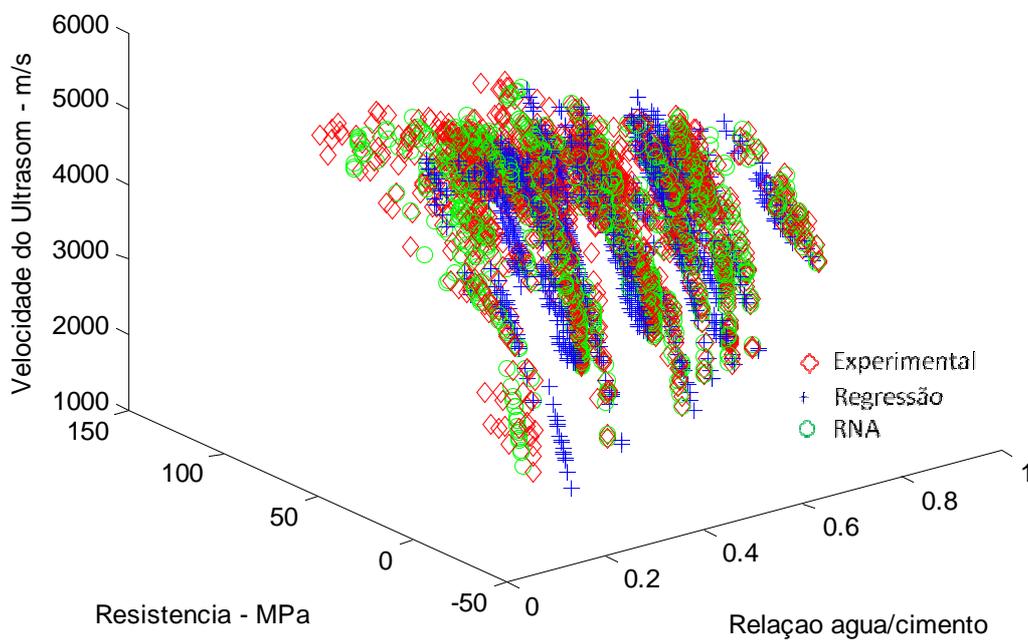


Figura 7.65: Relação VPU x  $f_c$  x Relação a/c – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento

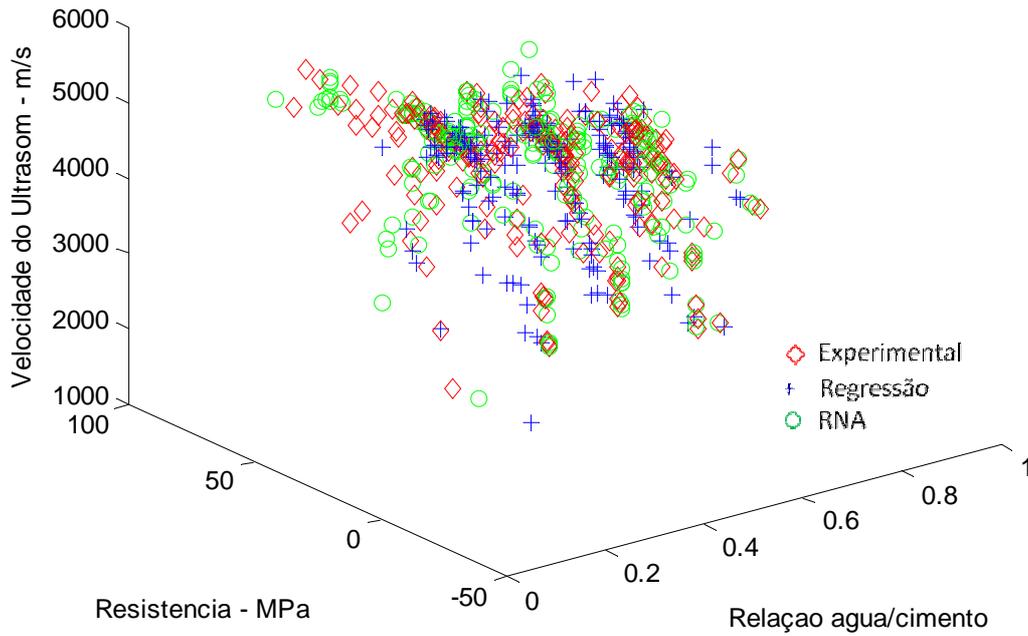


Figura 7.66: Relação VPU x  $F_c$  x Relação a/c – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste

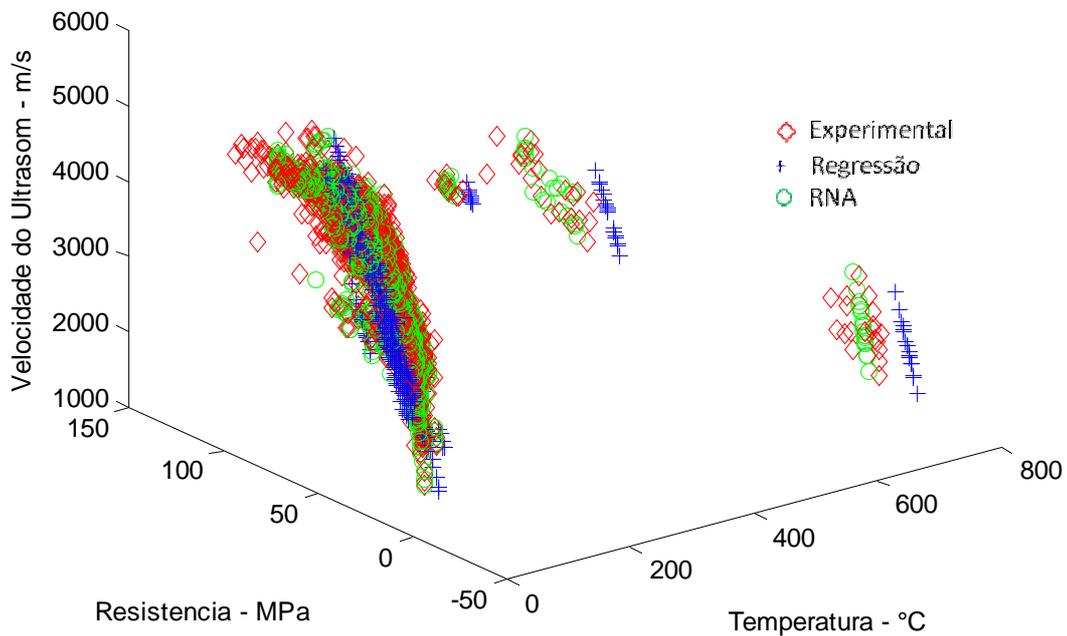


Figura 7.67: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Treinamento

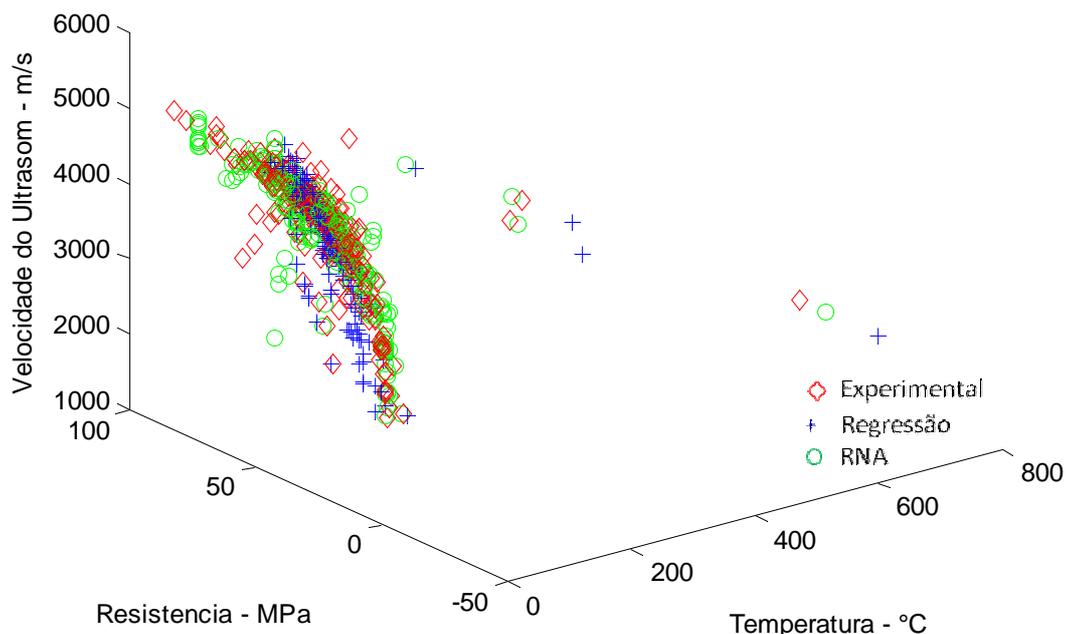


Figura 7.68: Relação VPU x  $f_c$  x Temperatura – rede 7x8x20x20x1 – Dados de Teste

## 7.5. INVESTIGAÇÃO DOS TEMPOS DE SIMULAÇÃO

Os resultados discutidos no item anterior demonstraram que a capacidade de estimativa das RNAs vai aumentando quando se aumenta o número de neurônios nas camadas ocultas. Dentre as redes testadas a que obteve o melhor desempenho foi a que tinha 48 neurônios, sendo que havia uma quantidade de neurônios elevada em cada camada.

O problema associado com o aumento do número de neurônios é que a complexidade da rede se incrementa de forma exponencial, acarretando um custo computacional cada vez mais expressivo para ajuste dos pesos sinápticos.

Com vistas a verificar qual o custo computacional derivado deste aumento de neurônios, a tabela 7.3 ilustra os tempos decorridos para fazer a simulação de diferentes redes. Pode-se observar claramente que o aumento no número de neurônios, em qualquer uma das camadas, corresponde a um acréscimo do custo computacional despendido para realizar-se as simulações.

Tabela 7.3: Tempo da simulação.

Rede	Tempo (h)						
2x4x4x1	00:15	4x4x4x1	00:20	6x4x4x1	00:22	8x4x4x1	00:11
2x4x8x1	00:22	4x4x8x1	00:24	6x4x8x1	00:29	8x4x8x1	00:42
2x4x12x1	00:24	4x4x12x1	00:27	6x4x12x1	00:33	8x4x12x1	00:51
2x4x16x1	00:33	4x4x16x1	00:40	6x4x16x1	00:46	8x4x16x1	00:55
2x4x20x1	00:41	4x4x20x1	00:45	6x4x20x1	01:05	8x4x20x1	01:17
2x8x4x1	00:20	4x8x4x1	00:30	6x8x4x1	00:37	8x8x4x1	00:40
2x8x8x1	00:32	4x8x8x1	00:34	6x8x8x1	00:50	8x8x8x1	01:04
2x8x12x1	00:45	4x8x12x1	01:04	6x8x12x1	01:05	8x8x12x1	01:16
2x8x16x1	00:50	4x8x16x1	01:08	6x8x16x1	01:35	8x8x16x1	01:25
2x8x20x1	01:10	4x8x20x1	01:05	6x8x20x1	01:40	8x8x20x1	01:55
2x12x4x1	00:31	4x12x4x1	00:38	6x12x4x1	00:45	8x12x4x1	00:55
2x12x8x1	00:45	4x12x8x1	00:57	6x12x8x1	01:10	8x12x8x1	01:17
2x12x12x1	00:50	4x12x12x1	01:15	6x12x12x1	01:31	8x12x12x1	01:35
2x12x16x1	01:15	4x12x16x1	01:39	6x12x16x1	01:58	8x12x16x1	02:07
2x12x20x1	01:45	4x12x20x1	01:55	6x12x20x1	02:05	8x12x20x1	02:19
2x16x4x1	00:40	4x16x4x1	01:03	6x16x4x1	01:15	8x16x4x1	01:26
2x16x8x1	01:22	4x16x8x1	01:25	6x16x8x1	01:35	8x16x8x1	01:55
2x16x12x1	01:30	4x16x12x1	01:41	6x16x12x1	01:55	8x16x12x1	02:23
2x16x16x1	01:50	4x16x16x1	02:06	6x16x16x1	02:40	8x16x16x1	02:53
2x16x20x1	01:55	4x16x20x1	02:41	6x16x20x1	03:35	8x16x20x1	05:32
2x20x4x1	00:41	4x20x4x1	00:42	6x20x4x1	01:06	8x20x4x1	01:43
2x20x8x1	01:14	4x20x8x1	01:32	6x20x8x1	01:50	8x20x8x1	03:05
2x20x12x1	01:31	4x20x12x1	02:02	6x20x12x1	02:08	8x20x12x1	03:12
2x20x16x1	02:20	4x20x16x1	02:50	6x20x16x1	03:25	8x20x16x1	04:08
2x20x20x1	03:20	4x20x20x1	04:20	6x20x20x1	04:40	8x20x20x1	06:16

O aumento da complexidade das inter-relações entre os neurônios contribui, de forma significativa, para o aumento do tempo computacional gasto para realizar a simulação.

A rede 8x20x20x1, a maior testada, foi a que obteve o melhor resultado. O tempo despendido na da mesma simulação foi de cerca de 6h, um valor elevado, mas que não se torna impeditivo para a geração de um modelo de estimativa de amplo uso.

Considerando que as reduções no valor do erro vão se tornando cada vez menores com o aumento do tamanho das redes, e levando em conta a infra-estrutura computacional disponível no momento de realização desta tese, não se julgou que seria recomendável

aumentar ainda mais o tamanho das redes, pois isto acarretaria um conseqüente incremento - cada vez maior - no tempo de processamento para treinamento da rede.

Para mensurar qual seria o ganho de desempenho e o custo computacional para redes maiores que as testadas neste trabalho, simulou-se uma RNA com configuração 10x20x20x1, que teve erro médio de 3,06 MPa e tempo de simulação de 12:40h. Comparando com a RNA 8x20x20x1, a redução no erro médio foi de apenas 0,03 MPa enquanto que o aumento do tempo de simulação foi praticamente o dobro.

Entretanto, sabe-se que, dependendo da natureza do problema enfrentado, um aumento no número de neurônios nas camadas da RNA pode ser necessário. Obviamente, o tempo de simulação não se constitui em fator impeditivo para a criação das RNAs, especialmente frente ao contínuo incremento da capacidade de processamento dos computadores pessoais.

Para o atual momento de poder de processamento computacional em computadores pessoais, porém, e considerando os valores de erro padrão aceitáveis adotados neste trabalho, sugere-se que o número de neurônios adequado para gerar uma rede flexível e eficiente para estimativa da resistência à compressão fica em torno de 50, desde que haja uma boa quantidade de neurônios (> 6) em cada camada.

## 7.6. INVESTIGAÇÃO DE PARÂMETROS DE ENTRADA

A última análise efetuada consistiu em estudar como a variação nos parâmetros de entrada utilizados iria influenciar o resultado da estimativa neural.

A análise foi baseada na rede com morfologia Ex8x20x20x1, que havia obtido o melhor resultado quando foram usados todos os parâmetros de entrada para efetuar o treinamento.

Esta análise compreendeu uma série de simulações nas quais foi variado o número de parâmetros de entrada considerados para treinamento da rede, de forma a verificar qual a melhor combinação dos mesmos.

O objetivo era definir qual o menor número possível de parâmetros de entrada necessários, além da VPU, para que obtivesse um modelo com erro de estimativa pequeno. Isto era considerado interessante, pois, em muitos casos, não se tem muitas informações seguras

acerca do concreto de que estamos querendo estimar a resistência. Um modelo que tivesse somente como parâmetro de entrada os resultados de VPU seria o mais fácil de implementar, mas poderia perder muito em precisão. A análise buscou identificar modelos que equilibrassem um baixo número de parâmetros de entrada com uma boa capacidade de estimativa. Os resultados, balizados em termos do erro médio de cada estimativa, estão apresentados de forma gráfica na figura 7.69. Os valores de erro médio estão apresentados na tabela 7.4

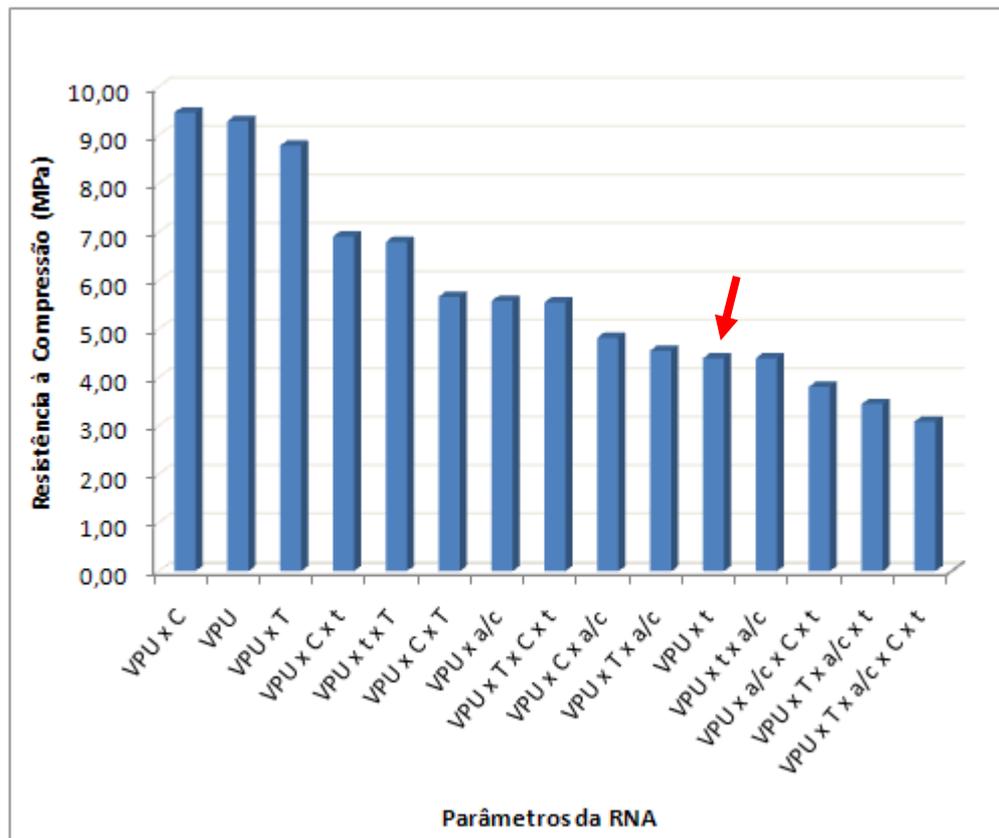


Figura 7.69: Erros médios obtidos considerando diferentes parâmetros de entrada.

Onde:

VPU = velocidade de propagação da onda, em m/s

t = idade de ensaio, em dias

C = tipo de cimento

T = temperatura, °C

a/c = relação água/cimento

Como seria de esperar, a RNA que obteve o melhor resultado foi a que continha todos os 7 parâmetros de entrada (VPU; idade; modo de cura; temperatura; relação a/c; cor, adições e reatividade do cimento), que obteve um erro médio de apenas 3,09 MPa.

Contudo, conforme pode-se visualizar na figura 7.69, a RNA contendo somente os parâmetros VPU e idade revelou-se capaz de gerar simulações com erro médio de cerca de 4.4 MPa, aproximadamente 40% superior ao da rede completa. Este é um resultado muito relevante, visto que a idade é um parâmetro de fácil obtenção, em geral, ao contrário de alguns dos outros parâmetros considerados na rede completa.

Tabela 7.4: Erros médios da simulação – fase de treinamento.

Rede	Erro (MPa)						
2x4x4x1	7,06	4x4x4x1	6,54	6x4x4x1	6,30	8x4x4x1	6,21
2x4x8x1	7,66	4x4x8x1	6,41	6x4x8x1	6,13	8x4x8x1	5,95
2x4x12x1	7,04	4x4x12x1	6,08	6x4x12x1	5,69	8x4x12x1	5,60
2x4x16x1	6,51	4x4x16x1	5,72	6x4x16x1	5,92	8x4x16x1	5,56
2x4x20x1	7,33	4x4x20x1	5,47	6x4x20x1	5,66	8x4x20x1	5,62
2x8x4x1	7,06	4x8x4x1	6,49	6x8x4x1	6,27	8x8x4x1	5,71
2x8x8x1	6,76	4x8x8x1	6,33	6x8x8x1	5,79	8x8x8x1	5,65
2x8x12x1	7,54	4x8x12x1	5,62	6x8x12x1	5,29	8x8x12x1	5,30
2x8x16x1	7,16	4x8x16x1	5,23	6x8x16x1	5,40	8x8x16x1	5,03
2x8x20x1	7,01	4x8x20x1	5,23	6x8x20x1	4,97	8x8x20x1	4,61
2x12x4x1	6,86	4x12x4x1	-	6x12x4x1	5,46	8x12x4x1	5,43
2x12x8x1	6,84	4x12x8x1	5,69	6x12x8x1	5,83	8x12x8x1	5,21
2x12x12x1	-	4x12x12x1	5,20	6x12x12x1	5,36	8x12x12x1	4,59
2x12x16x1	7,30	4x12x16x1	4,94	6x12x16x1	4,42	8x12x16x1	4,52
2x12x20x1	6,56	4x12x20x1	4,53	6x12x20x1	4,33	8x12x20x1	4,51
2x16x4x1	7,43	4x16x4x1	6,37	6x16x4x1	5,99	8x16x4x1	5,62
2x16x8x1	7,28	4x16x8x1	5,13	6x16x8x1	5,00	8x16x8x1	4,45
2x16x12x1	5,32	4x16x12x1	4,36	6x16x12x1	4,33	8x16x12x1	4,25
2x16x16x1	5,34	4x16x16x1	4,26	6x16x16x1	4,42	8x16x16x1	4,25
2x16x20x1	5,26	4x16x20x1	4,12	6x16x20x1	4,65	8x16x20x1	3,63
2x20x4x1	6,06	4x20x4x1	5,96	6x20x4x1	6,12	8x20x4x1	5,64
2x20x8x1	7,14	4x20x8x1	4,62	6x20x8x1	4,52	8x20x8x1	4,65
2x20x12x1	7,03	4x20x12x1	4,33	6x20x12x1	3,97	8x20x12x1	3,67
2x20x16x1	-	4x20x16x1	5,12	6x20x16x1	4,00	8x20x16x1	4,13
2x20x20x1	5,61	4x20x20x1	3,45	6x20x20x1	3,66	8x20x20x1	3,09

Quando se faz a inclusão da relação a/c no modelo contendo VPU e idade a redução do erro é muito pequena. Somente com a inclusão também do tipo de cimento (elevando o número de parâmetros de entrada para 4) é que o erro baixa para 3.81.

A inclusão da temperatura ao invés do tipo de cimento resulta em um erro menor ainda, de apenas 3.45 MPa, evidenciando que o modelo necessita da informação acerca dos concretos afetados pelo fogo.

## 7.7. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo principal desta tese consistia em verificar se era viável formular uma RNA apropriada para interpretação de dados de ensaios de VPU com vistas a obter uma estimativa confiável da resistência à compressão do concreto.

Visando alcançar este objetivo um amplo programa de pesquisa foi estabelecido, compreendendo a geração, treinamento e teste de várias configurações de RNAs, compostas por diferentes quantidades de neurônios em cada camada.

A definição do número de camadas e quantidade de neurônios em cada uma das camadas foi realizada tomando-se por base as análises obtidas na fase preliminar.

Neste capítulo, que descreve a fase principal do estudo, se analisaram redes com diferentes quantidades de neurônios e parâmetros de entrada. Concluiu-se que uma rede com configuração 2 x 8 x 20 x 20 x 1, tendo como parâmetros de entrada somente a idade e os valores de VPU é capaz de fazer estimativas da resistência à compressão de uma ampla gama de concretos, com um erro médio de 4,4 MPa.

A partir dos resultados obtidos nas simulações se evidencia a grande capacidade de análise de dados e de generalização das RNAs. Isto corrobora o pensamento vigente em relação à aplicabilidade de técnicas de RNA para tratamento de dados de difícil análise através de técnicas estatísticas tradicionais.

## Capítulo 8 – CONSIDERAÇÕES FINAIS

A presente pesquisa foi concebida com o intuito de contribuir técnica e cientificamente para o entendimento de como agregar ferramentas de IA para melhorar a análise do concreto através de resultados de END, um tema que se encontra em linha com as demais pesquisas na área, que têm buscado entender as potencialidade e limitações dos ensaios não-destrutivos. Especificamente, se abordou o problema do uso de dados de VPU para obtenção de uma estimativa da resistência do concreto.

Para a adequada interpretação dos abundantes dados obtidos quando se aplicam técnicas de END no concreto é necessário considerar as diversas influências que podem afetar os resultados de cada ensaio, tarefa difícil e que requer conhecimento especializado. Isto faz com que qualquer modelo de estimativa baseado em END seja complexo e não-linear. A hipótese de trabalho fundamental foi que o uso de técnicas de IA do tipo rede neural permitiria melhorar o processo de estimativa da resistência. Para testar esta hipótese se estabeleceu uma estratégia de abordagem com três etapas básicas:

- na primeira etapa se buscou coletar um banco de dados amplo e variável para alimentação das redes neurais. Para tanto se coletaram dados de diversos estudos anteriores e se moldaram corpos-de-prova especiais para a obtenção de dados adicionais;
- enquanto se coletavam dados da literatura e se geravam dados experimentais com uma boa variabilidade em termos das variáveis de entrada desejadas, se trabalhou paralelamente num estudo exploratório para definir uma morfologia básica para os modelos neurais, usando um banco de dados de pequeno tamanho;
- na terceira etapa, a principal delas, se utilizou o banco de dados gerado na primeira etapa para alimentar o treinamento e testar o desempenho de redes com uma morfologia básica baseada nos estudos da segunda etapa.

Os principais aprendizados decorrentes deste processo são discutidos a seguir.

## 8.1. CONSIDERAÇÕES GERAIS

A utilização de ensaios de VPU cada vez se difunde mais na área da Engenharia Civil. Os ensaios de VPU já se mostraram comprovadamente úteis para analisar diferenças de homogeneidade e para a detecção de padrões de microfissuração em estruturas de concreto deterioradas. Uma vantagem importante dos mesmos é que podem ser aplicados, sem causar danos, a estruturas em uso, aspecto extremamente importante para os diagnósticos e a definição de estratégias de intervenção.

Este trabalho buscou, em particular, avaliar a possibilidade de se utilizar o ensaio de VPU também para a estimativa da resistência do concreto ( $f_c$ ), uma iniciativa complicada dado o fato de o concreto ser um material bastante heterogêneo e que se modifica no tempo. Desta forma, a relação entre a resistência e a VPU torna-se bastante complexa. Sabe-se que a quantidade de vazios, a relação a/c, o tipo de agregado utilizado, entre outros, são fatores que afetam os valores de resistência do material. Por isto métodos tradicionais de modelagem da relação VPU x  $f_c$  não costumam gerar bons resultados.

A novidade consistiu no emprego dos modelos neurais. Dada a sinergia de efeitos e falta de conhecimento sobre cada um dos parâmetros que afetam a  $f_c$ , pode-se concluir que o problema exige uma modelagem não-linear de um conhecimento pouco estruturado. Para esta finalidade foi utilizada a técnica de modelagem tipo RNAs, que demonstrou ser uma ferramenta eficaz para o tratamento dos dados propostos.

Constatou-se que, em função da sua grande capacidade de aprendizagem e de generalização do conhecimento adquirido, uma RNA pode se constituir em um meio rápido e preciso de interpretação dos resultados de fenômenos complexos. Foi demonstrado que as redes, em geral, são capazes de produzir estimativas melhores da resistência à compressão do que métodos tradicionais como a regressão múltipla não-linear. Quando bem treinadas e com uma configuração adequada, as mesmas podem atingir níveis de erro muito reduzidos ( $< 4$  MPa).

Os bons resultados obtidos indicam que a utilização das RNAs tem grande potencial para produzir métodos numéricos robustos e flexíveis para estimativa da resistência à compressão a partir de dados de VPU.

## 8.2. CONSIDERAÇÕES SOBRE A MORFOLOGIA BÁSICA DAS RNAs

As simulações realizadas na segunda e terceira etapa evidenciaram que a capacidade de aprendizagem e de generalização do conhecimento adquirido de uma RNA depende diretamente da quantidade de neurônios existente em cada etapa oculta.

Os dados coletados indicam, ainda, que é necessário se ter uma quantidade mínima de neurônios (de preferência maior que 4) em cada camada para que a rede seja capaz de modelar fenômenos complexos.

Ficou demonstrado que o uso de um grande número de neurônios aumenta consideravelmente o poder explicativo das redes, porém acarreta custos computacionais cada vez maiores.

Partindo-se deste princípio se buscou incrementar gradualmente o número de neurônios nas camadas. Foi constatado que depois de certo número de neurônios este aumento, além de acarretar custos computacionais, não resultava em melhoras notáveis da capacidade de interpretação da RNA.

Observou-se que redes com mais de 50 neurônios, espalhados em três camadas ocultas, já são adequadas para reduzir a patamares aceitáveis o erro da estimativa da resistência da compressão. Em princípio, para o problema postulado nesta tese, se recomenda o uso de uma quantidade de neurônios na faixa de 60-100. Uma rede com 102 neurônios foi capaz de efetuar a estimativa com erro menor que 4 MPa, tomando como variáveis de entrada somente a VPU e idade do concreto.

Outros problemas, de natureza mais complexa, podem demandar o uso de mais neurônios ou camadas ocultas, modificação que pode ser implementada facilmente. O único fator limitante será o tempo computacional demandado para treinar, com muitos passos, redes muito complexas. Nestes casos, a capacidade de processamento disponível será o fator definidor do tamanho de rede aceitável.

Em suma, os resultados obtidos indicam que é possível gerar redes não muito grandes, mas que se constituem em métodos numéricos robustos e flexíveis, úteis para interpretação de ensaios de VPU e estimativa da resistência do concreto. Cabe ressaltar, ainda, que os modelos gerados podem ser considerados como dinâmicos, visto que as redes podem ir sendo aperfeiçoadas na medida em que se coletam novos dados.

### 8.3. CONSIDERAÇÕES SOBRE OS ENSAIOS DE VPU

Os resultados do programa experimental realizado, no qual se moldaram corpos-de-prova específicos com variações controladas para posterior realização de ensaios de ultrassom e resistência à compressão, permitiram entender melhor como mudanças em certos parâmetros afetam os resultados de VPU.

Constatou-se, como esperado, que o ensaio de ultrassom é bastante sensível a variações de homogeneidade e densidade, mas verificou-se que estas variações sempre afetam também, às vezes em menor escala, a resistência à compressão. Desta forma, se reiterou a noção de que um modelo não-linear como a rede neural deve ser capaz de representar esta relação.

Acredita-se que a variabilidade de dados gerados contribuiu para que as redes pudessem levar em conta as interrelações de efeitos, levando a uma melhor estimativa da resistência à compressão.

### 8.4. CONSIDERAÇÕES SOBRE A APLICABILIDADE DAS RNAs PARA ANÁLISE DE DADOS DE VPU

Os testes realizados com o perceptron de 3 camadas ocultas e até 49 neurônios utilizado neste trabalho evidenciaram que uma RNA pode se constituir em um meio rápido e preciso de interpretação dos resultados de fenômenos complexos como a relação VPU x resistência à compressão do concreto.

Foi possível obter uma excelente aderência entre os valores estimados pela RNA e os reais, evidenciando que a RNA é capaz de capturar e reproduzir o comportamento não-linear desta relação.

O melhor modelo, obtido com emprego de 4 parâmetros de entrada além da VPU (tipo de cimento, temperatura máxima de exposição, relação a/c e idade) resultou num erro médio de 3,09 MPa.

Porém, o modelo considerado como mais promissor, dada sua simplicidade, foi o que contava apenas com a inclusão da idade do concreto, além da VPU, e que resultou num erro médio inferior a 4 MPa.

Cabe salientar que, para que se possa chegar a modelos robustos, é necessário utilizar uma base de dados que contenha uma quantidade significativa de resultados prévios, com uma

boa variação dos parâmetros que são considerados importantes para a avaliação dos efeitos sobre a variável de saída, no presente caso a resistência à compressão. Caso isto não seja possível de início, o treinamento da rede pode ir sendo aperfeiçoado com o tempo. As RNAs podem então ser aperfeiçoadas na medida em que se coletem novos dados sobre os fenômenos a modelar.

Para averiguar a capacidade de estimativa da rede, a base de dados disponível deve ser dividida em uma base de dados de treinamento e uma base de dados de teste. Sugere-se o uso de quantis de 90% e 10%, respectivamente, para cada um destes sub-conjuntos.

Em relação ao aumento do número de neurônios, considera-se que o estudo atingiu um limite prático para a aplicação proposta, pois se constatou que a inclusão de mais neurônios além de 100 não causou grande efeito, visto que o erro admissível já se encontrava em patamares muito baixos.

## 8.5. CONCLUSÕES

- O estudo indica que ensaios de VPU são ferramentas sensíveis a variações de homogeneidade e densidade, podendo, portanto, fornecer dados importantes para a tomada de decisão a respeito da resistência à compressão do concreto. Ou seja, pode-se concluir que, mediante a execução de ensaios de VPU é possível contribuir com o controle da qualidade das estruturas de concreto;
- Em geral, constata-se que a utilização de ensaios de VPU para análise do concreto necessita de melhores formas de análise dos resultados e que a utilização das RNAs para análise das mesmas são ferramentas viáveis;
- Foi possível gerar modelos de estimativa da resistência do concreto adequados a partir de ensaios de VPU, que podem ser usados em processos de análise de dados obtidos através dos referidos ensaios, com um grau de confiança adequado;
- Os resultados obtidos demonstram que é possível realizar um mapeamento não linear da relação existente entre a resistência à compressão e as leituras de VPU utilizando RNAs. Para uma melhor modelagem da relação pode-se levar em consideração parâmetros como o tipo de cura realizado, o tipo de cimento utilizado, a temperatura do concreto, a relação a/c e a idade do concreto;

- Um modelo somente com a idade e as leituras de VPU como variáveis de entrada foi capaz de efetuar estimativas com erro médio inferior a 4 MPa;
- O estudo deixou notória a melhora nos resultados obtidos pela análise através da utilização das RNAs em relação aos modelos estatísticos tradicionais. Mesmo as RNAs mais simples conseguem uma aproximação melhor do que as técnicas estatísticas tradicionais. A simulação estatística tradicional se mostrou limitada, não conseguindo produzir uma relação satisfatória que representasse a relação existente entre estas variáveis. Quando se tenta proceder com uma simulação que, em sua base de dados, contenha os mesmos resultados da base de dados da RNA não se consegue ultrapassar um valor de  $R^2$  de 0,40, ao passo que, através da utilização das RNAs, consegue-se alcançar  $R^2$  da ordem de 0,90;
- Além de contribuir para uma melhor análise de situações em que haja dúvidas sobre a resistência ou homogeneidade de elementos de concreto, as RNAs podem ser uma forma eficiente de ordenar e transferir o conhecimento não estruturado acumulado na área, além de abrir a possibilidade de serem utilizadas no treinamento de profissionais envolvidos na aplicação de ensaios ultra-sônicos;
- Constatou-se que, devido à sua capacidade de aprendizagem e de generalização do conhecimento adquirido, as RNAs se constituem em um meio rápido e preciso de interpretação dos resultados de fenômenos complexos.

Estas conclusões deixam evidente o potencial das RNAs para estimativa da resistência à compressão a partir de leituras de VPU. Acredita-se que este comportamento promissor pode dar origem a ferramentas muito úteis para inspeção de estruturas.

Considerando este potencial foi registrado junto ao INPI – Instituto Nacional de Propriedade Intelectual um pedido de patente relativo a um “*Método de Determinação de Propriedades de Concreto Através do uso de Sistemas Complexos Não-Lineares de Tratamento de Dados e Dispositivo Compreendendo tal Método*”, que foi acolhido e resultou na patente de número PI 0702238-7, depositada em 09/08/2007, e que foi objeto de *Publicação do Pedido de Patente* em 24/03/2009.

## 8.6. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Este trabalho finaliza com a apresentação de algumas sugestões de desenvolvimento futuro no que diz respeito à investigação de formas de análise e tratamento de dados recebidos de END e de outros problemas que, dada a sua natureza, sugerem a utilização de técnicas mais complexas de análise.

Acredita-se que o prosseguimento dos estudos referentes à utilização das técnicas de RNAs para análise de problemas com um grande número de incertezas contribuirá para o aprimoramento e consolidação da utilização de RNAs na engenharia civil.

Dentre os vários estudos adicionais possíveis, sugere-se:

- criação de uma rede para coleta de dados de ensaios de VPU realizados por outros pesquisadores em outras Instituições, de forma a melhorar a abrangência do banco de dados e fomentar uma análise, cada vez mais completa, dos resultados obtidos através deste ensaio;
- desenvolvimento de RNAs para análise de outros problemas de grande complexidade para a análise de dados e aproximação de funções de forma adequada, e que tenha a possibilidade de ser coletada uma base de dados satisfatória para a realização das simulações através de RNAs, como no caso de resultados de ensaios de carbonatação do concreto, bem como para análise de resultados obtidos em outros tipos de END;
- desenvolvimento de outros tipos de RNAs com utilização de diferentes algoritmos de treinamento, que permitam avaliar de fato se o algoritmo escolhido e utilizado é o que possui maior capacidade de explicação dos dados;
- quantificação e geração de modelos em diferentes *softwares* possíveis de serem utilizados para criação das RNAs, como por exemplo, o Statistica 8.0, e qual o resultado obtido através da simulação;
- desenvolvimento de um modelo de análise das estruturas de concreto armado com base em END e RNAs.

## REFERÊNCIAS

ABENDE – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE ENSAIOS NÃO DESTRUTIVOS. São Paulo, 2005. [s.l.] Disponível em: <http://www.abende.org.br>. Acesso em: 10/11/2005.

ALCÂNTARA, P.B., Avaliação da Resistência à Compressão de um Concreto pelo Esclerômetro de Reflexão. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2002), 44, 2002, Belo Horizonte. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2002. Arquivo: I016, 15p. 1 CD-ROM.

ALMEIDA, M. A. F., **Introdução as Estudo das Redes Neurais Artificiais**. 2000. [s.l.]. Disponível em: <http://twiki.im.ufba.br/pub/MAT054/ToDoMaterial/RNA.pdf>. Acesso em: 09/11/ 2005.

ALTRAN, A. B., LOPES, M. L. M., MINUSSI, C. R., ALVARADO, F. V., Um Estudo das Funções de Base Radial aplicadas à Previsão de Cargas Elétricas via Redes Neurais Artificiais. In: CONGRESSO NACIONAL DE MATEMÁTICA APLICADA E COMPUTACIONAL (CNMAC), XXVIII, 2005, Santo Amaro. [s.l.]. Disponível em: <http://200.231.172.253/cnmac/index.php>. Acesso em: 04/11/2005.

ALVES, J. D., Evolução do Concreto e sua Contribuição na Vida dos Povos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2005), 47, 2005, Recife. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2005. Volume V, p.878-885. 1 CD-ROM.

AMERICAN CONCRETE INSTITUTE. **ACI 364.1R**: Guide for Evaluation of Concrete Structures Prior to Rehabilitation. In: MCP 2007 – ACI Manual of Concrete Practice, ACI Committee 364. Detroit: 2007, 20p.

AMERICAN CONCRETE INSTITUTE. **ACI 228.1R-03**: In-Place Methods to Estimate Concrete Strength. In: MCP 2007 – ACI Manual of Concrete Practice, ACI Committee 228. Detroit: 2007, 44p.

AMERICAN SOCIETY FOR TESTING AND MATERIALS. **ASTM E 114-95**: Standard Practice for Ultrasonic Pulse-Echo Straight-Beam Examination by the Contact Method. In: Annual Book of ASTM Standards, Vol. 03.03: Nondestructive Testing. West Conshohocken: 1995, 920 p., p. 12-15.

ANDRADE, T., Tópicos sobre Durabilidade do Concreto. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.25, vol.1, p.753-792.

ANDREUCCI, R., **Ensaio por ultra-som**. ANDREUCCI, Assessoria e Serviços Técnicos Ltda. São Paulo, 2003. [s.l.] Disponível em: <http://www.abende.org.br>. Acesso em: 10/09/2006.

ARAÚJO, S. F., Mentas e Máquinas, ou o que tem a Inteligência Artificial a nos dizer a Respeito dos Fundamentos da Psicologia? **Psicologia USP**. [s.l.], v.10, n. 2, p. 241-250, 1999.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5738**: Concreto – Procedimento para Moldagem e Cura de corpos-de-prova. Rio de Janeiro: 2003.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5739**: Concreto – Ensaio de Compressão de corpos-de-prova Cilíndricos. Rio de Janeiro: 1994a.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6118**: Projeto de Estruturas de Concreto. Rio de Janeiro: 2002.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 8802**: Concreto Endurecido – Determinação da Velocidade de Propagação da Onda Ultra-sônica: Método de Ensaio. Rio de Janeiro: 1994b.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR-NM 67**: Concreto – Determinação da Consistência pelo Abatimento do Tronco de Cone. Rio de Janeiro: 1998.

AVILA JACINTHO, A.E.P.G., GIONGO, J.S., Resistência Mecânica do Concreto. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.20, vol.1, p.605-632.

BALAYSSAC, J. P., LAURENS, S., ARLIGUIE, G., PLOIX, M. A., BREYSSE, D., DÉROBERT, X., PIWAKOWSKI, B., Evaluation of concrete structures by combining non-destructive testing methods (SENSO project). In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE 2009), 2009, Nantes. **Proceedings...** Paris: Confédération Française pour les Essais Non Destructifs, 2009. Disponível em: <http://www.ndt.net>. Acesso em: 18/08/2009.

BALESTRASSI, P. P., **Identificação de Padrões em Gráficos de Controle Estatístico de Processos, em tempo real, Utilizando Séries Temporais e Redes Neurais Artificiais**. 2000. 217p. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2000.

BARBOSA, M.T.G., MENDES, L.O., COURA, C.G., Resistência à Compressão do Concreto x Velocidade de Propagação de Pulso Ultrasônico – Estudo de Caso. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2009), 51, 2009, Curitiba. Anais.... São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2009. 16p. 1 CD-ROM.

BARROS NETO, B., SCARMINIO, I. S., BRUNS, R.E, **Planejamento e Otimização de Experimentos**. 1 ed. Campinas: Editora da UNICAMP, 1995.

BERRIMAN, J., PURNELL, P., HUTCHINS, D. A., NEILD, A., Humidity and Aggregate content Correction Factors for Air-coupled Ultrasonic Evaluation of Concrete. **Ultrasonics**. [s.l.], v.43, p. 211-217, 2005.

BEUTEL, R., REINHARDT, H., GROSSE, C. U., GLAUBITT, A., KRAUSE, M., MAIERHOFER, C., ALGERNON, D., WIGGENHAUSER, H., SCHICKERT, M., Performance Demonstration of Non-Destructive Testing Methods. In: EUROPEAN NDT CONFERENCE (ECNDT 2006), 9, 2006, Berlin. **Proceedings...** Berlin: The German Society for Non-Destructive Testing, 2006. Disponível em: <http://www.ndt.net>. Acesso em: 18/06/2007.

BITTENCOURT, G., **Inteligência Artificial: Ferramentas e Teorias**. 2. ed. Florianópolis: Editora da UFSC, 2001.

BITTENCOURT, G., **Inteligência Computacional**. [s.l.]. Disponível em: <http://www.das.ufsc.br/gia/softcomp/>. Acesso em: 08/08/2005.

BOCANEGRA, C. W. R., **Procedimentos para tornar mais Efetivo o uso das Redes Neurais Artificiais em Planejamento de Transporte**. 2002. 93p. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos. São Carlos, 2002.

BOUKERCHE, A., NOTARE, M. S. M. A., Behavior-Based Intrusion Detection in Mobile Phone Systems. **Journal of Parallel and Distributed Computing**. [s.l.], v.62, n. 9, p. 1476-1490, 2002.

BREYSSE, D., SOUTSOS, M., FELICETTI, R, KRAUSE, M., LATASTE, J., MOCZKO, A., How to improve the quality of concrete assessment by combining several NDT measurements. In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE 2009), 2009, Nantes. **Proceedings...** Paris: Confédération Française pour les Essais Non Destructifs, 2009. Disponível em: <http://www.ndt.net>. Acesso em: 18/08/2009.

BRITISH STANDARDS INSTITUTION. **BSI 1881 - Part 203**: Recommendations for measurement of velocity of ultrasonic pulses in concrete. London: 1986. 20 p.

BUNGEY, J. H., MILLARD, S. G., **Testing of Concrete in Structures**. 3ª Edição. Glasgow: Chapman & Hall, 1996.

BUTTON, S. T., **Metodologia para Planejamento Experimental e Análise de Resultados**. 2005. [s.l.] Disponível em: <http://www.fem.unicamp.br/%7Eesergio1/pos-graduacao/IM317/apostila.pdf>. Acesso em: 07/12/2007.

CANOVAS, M. F., **Patologia e terapia do concreto armado**. 1 ed. São Paulo: PINI, 1988.

CARDON, A., MÜLLER, D. N., **Introdução as Redes Neurais Artificiais**. [s.l.]. Disponível em: <http://www.ulbra.tche.br/~danielnm/ia/rna/rna.html>. Acesso em: 25/10/2005.

CARDOSO, A. A., **Redes Neurais Artificiais na Avaliação da Concentração de Tensões em Juntas Tubulares Soldadas**. 1999. 99p. Tese (Doutorado) – Departamento de Engenharia Naval, Universidade de São Paulo. São Paulo, 1999.

CARINO, N. J., Nondestructive Test Methods. In: **Concrete Construction Engineering Handbook**. Boca Raton: CRC Press, 1997. cap.19, p.1-68.

CHAU, K.W., CHEN, W., An Example of Expert System on Numerical Modelling System in Coastal Process. **Advances in Engineering Software**. [s.l.], n. 32, p. 695-703, 2001.

CHEKROUN, M., LE MARREC, L., ABRAHAM, O., VILLAIN, O., DURAND, O., Analysis of coherent surface wave dispersion and damping for non destructive testing of concrete. In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE

2009), 2009, Nantes. **Proceedings...** Paris: Confédération Française pour les Essais Non Destructifs, 2009. Disponível em: <http://www.ndt.net>. Acesso em: 18/08/2009.

CHO, Y. S., Non-destructive Testing of High Strength Concrete using Spectral Analysis of Surface Waves. **NDT&E International**. [s.l.], n. 36, p. 229-235, 2003.

CHUNG, H. W., LAW, K.S., Diagnosing in situ Concrete by Ultrasonic Pulse Technique. **Concrete International**. [s.l.], n. 05, p.42-49, 1983.

COMITÉ EURO-INTERNATIONAL DU BÉTON, **CEB-FIP Model Code 1990**. London: Thomas Telford, 1993.

COMITÉ MERCOSUL DE NORMALIZACION, **NM 58: Hormigón endurecido – Determinación de la velocidad de propagación de pulsos ultrasónicos**. São Paulo: 1996.

CORRÊA, L. G., **Memória Associativa em Redes Neurais Realimentadas**. 2004. 119p. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2004.

CYBENKO, G., Neural Networks in Computational Science and Engineering. **IEEE Computational Science & Engineering**. [s.l.], v.3, n. 1, p. 36-42, 1996.

DORNELLES, F. L., PINTO, R. C. A., PADARATZ, I. J., Detecção de Falhas Internas de Concretagem através do uso do Ultra-som. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2005), 47, 2005, Recife. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2005. Volume VII, p.229-239. 1 CD-ROM.

EL-CHABIB, H., NEHDI, M., Neural network modeling of properties of cement-based materials desmystified. **Advances in Cement Research**. [s.l.], v. 17, n.3, p.91-102, 2005.

ENGEL, P. M., **Redes Neurais – Notas de aula**. Programa de Pós Graduação em Computação, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2002.

ERCOLANI, G. D., ORTEGA, N.F., SEÑAS, L., Empleo de Ultrasonidos y Esclerometría em el diagnóstico de Estructuras de Hormigón Afectadas por Elevadas Temperaturas. In: CONFERENCIA PANAMERICANA DE END (PANNDT 2007), IV, 2007, Buenos Aires. **Anais...** Buenos Aires: Asociación Argentina de Ensayos No Destructivos y Estructurales, 2007. 10p. 1 CD-ROM.

EVANGELISTA, A. C. J., **Avaliação da Resistência do Concreto usando Diferentes Ensaio Não Destrutivos**. 2002. 219p. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2002.

EZELDIN, A. S., SHARARA, L. M., Neural Networks for Estimating the Productivity of Concreting Activities. **Journal of Construction Engineering and Management**. [s.l.], v. 132, n. 6, p. 650-656, 2006.

FABRI, J. A., **Redes Neurais Artificiais**. [s.l.] 1999. Disponível em: <http://users.femanet.com.br/~fabri/RNAs.htm>. Acesso em: 03/03/2005.

FERREIRA, A. B. H., **Novo Dicionário Eletrônico Aurélio**. 3ª ed. Curitiba: Positivo, 2004.1 CD-ROM.

FERREIRA, A. P., CASTRO, P. F., The Application of NDT to Concrete Strength Estimation. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON NONDESTRUCTIVE TESTING CONTRIBUTION TO THE INFRASTRUCTURE SAFETY SYSTEMS IN THE 21<sup>ST</sup> CENTURY(NDTISS 99), 1999, Torres. **Proceedings....** Santa Maria: UFSM, 1999. p. 32 -36.

FIGUEIREDO, E. P., Inspeção e Diagnóstico de Estruturas de Concreto com Problemas de Resistência, Fissuras e Deformações. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.33, vol.2, p.985-1015.

FLECK, E. M., PEREIRA, C. E., SANTOS, R., Agrupamento de dados Sísmicos através do Algoritmo de Kohonen. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAS, VI, 2003, São Paulo. **Proceedings....** São Paulo: FEI, 2003. p. 445-450.

FONSECA, I. M., **Projeto Evolucionário de Arquiteturas Neurais**. 2005 [s.l.]. Disponível em: <http://www2.dem.inpe.br/ijar/ArqNeurais.html> . Acesso em: 28/07/2005.

FREIMAN, J. P., PAMPLONA, E. O., Redes neurais artificiais na previsão do valor de *commodity* do agronegócio. In: V ENCUENTRO INTERNACIONAL DE FINANZAS, 2005, Santiago, Chile. [s.l.]. Disponível em: <http://www.iem.efei.br> . Acesso em: 14/03/2005.

GANASCIA, J. G., **Inteligência Artificial**. São Paulo: Ática, 1997. Tradução de Reginaldo Carmello Corrêa de Moraes.

GONÇALVES, C. H. R., **Utilizando Redes Neurais Artificiais para Predição de Falhas em Links de Redes Ópticas**. 2003. 148p. Dissertação (Mestrado) – Mestrado em Ciência da Computação, Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, 2003.

GONÇALVES, M. L., ANDRADE NETTO, M. L., ZULLO JÚNIOR, J., Um Sistema Neural Modular para Classificação de imagens utilizando Mapas de Kohonen. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, VIII, 1996, Salvador. **Anais....** São José dos Campos: INPE, 1996. p. 845-849.

GRABOWSKI, S.L., PADARATZ, I.J., PINTO, R.C.A., Avaliação de Placas de Concreto com o Método Não Destrutivo do Eco-impacto. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2008), 50, 2008, Salvador. **Anais....** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2008. 12p. 1 CD-ROM.

HAMASSAKI, L. T., **Utilização do ultra-som em concreto**. 1986. 108p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Escola Politécnica. Universidade de São Paulo, São Paulo, 1986.

HAMASSAKI, L. T., Ensaio não-destrutivo: um diagnóstico completo. **Téchne – Revista de Tecnologia da Construção**. São Paulo, Brasil, n. 06, p. 30-33, 1993.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e prática**. 2 ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. Tradução de Paulo Martins Engel.

HIRAYAMA, V., **Classificador de Qualidade de Álcool Combustível e poder Calorífico de gás GLP**. 2004. 82p. Dissertação (Mestrado) – Departamento de Microeletrônica. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004.

HOLA, J., SCHABOWVCZ, K., Methodology of Neural Identification of Strength of Concrete. **ACI Materials Journal**. [s.l.], v. 102, n. 6, p. 459-464, 2005.

ISAIA, G.C., Sustentabilidade do Concreto ou das Estruturas de Concreto? Uma Questão de Durabilidade. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2002), 44, 2002, Belo Horizonte. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2002. Arquivo: V024, 16p. 1 CD-ROM.

ISAIA, G.C., O Concreto: da Era Clássica à Contemporânea. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.1, vol.1, p.1-44.

INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. **IAEA-TCS-17: Guidebook on Non-Destructive Testing of Concrete Structures**. Viena: 2002, 231 p.

JAMES INSTRUMENTS INC. – Non Destructive Testing Systems. Chicago, 2007. [s.l.] Disponível em: <http://www.ndtjames.com/>. Acesso em: 30/11/2007.

JOHANSSON, C., **A study of interacting Bayesian recurrent neural networks with incremental learning**. [s.l.] 2000. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, KTH – Royal Institute of Technology. Estocolmo, Suécia, 2000. Disponível em: [http://www.e.kth.se/~e96\\_cjo/WWW/exjobb.htm](http://www.e.kth.se/~e96_cjo/WWW/exjobb.htm). Acesso em: 03/03/2005.

JONES, R., The Ultrasonic Testing of Concrete. **Ultrasonics**. [s.l.], v.1, n.2, p. 78-82, 1963.

KALOGIROU, S.A., Artificial Neural Networks in Renewable Energy Systems Applications: A Review. **Renewable & Sustainable Energy Reviews**. [s.l.], v.5, n.4, p. 373-401, 2001.

KECHRIOTIS, G., ZERVAS, E., MANOLAKOS, E. S., Using recurrent neural networks for adaptive communication channel equalization. **IEEE Transactions on Neural Networks**. [s.l.], v. 5, p. 267-278, 1994.

KHANDETSKY, V., ANTONYUK, I. Signal processing in defects detection using back-propagation neural networks. **NDT&E International**. [s.l.], v.35, n.07, p. 483-488, 2002.

KIHARA, Y, CENTURIONE, S. L., O Cimento Portland. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.10, vol.1, p.295-322.

KIM, J., KIM, D. K., FENG, M. Q., YAZDANI, F., Application of Neural Networks for Estimation of Concrete Strength. **Journal of Materials in Civil Engineering**. [s.l.], v. 16, n. 3, p. 257-264, 2004.

KOVÁCS, Z. L., **Redes Neurais Artificiais** – Fundamentos e Aplicações. 3. ed. São Paulo: Editora Livraria da Física, 2002.

KOMLOS, K., POPOVICS, S., NÜRNBERGEROVÁ, T., BABÁL, B., POPOVICS, J. S., Ultrasonic Pulse Velocity Test of Concrete Properties as Specified in Various Standards. **Cement and Concrete Composites**. [s.l.], v.18, p.357-364, 1996.

KRISHNAMOORTHY, C. S., RAJEEV, S., **Artificial Intelligence and Expert Systems for Engineers**. Boca Raton: CRC Press, 1996, 297 p.

KUMAR, S. A., SANTHANAM, M., Detection of Concrete Damage Using Ultrasonic Pulse Velocity Method. In: NATIONAL SEMINAR ON NON-DESTRUCTIVE EVALUATION, 2006, Hyderabad. **Proceedings....** Hyderabad: Indian Society for Non-Destructive Testing. Disponível em: <http://www.ndt.net> . Acessado em: 18/07/2007.

LIMA, C. M., LABIDI, S., **Introdução à Inteligência Artificial**. Disponível em: [http://cynthia\\_m\\_lima.sites.uol.com.br/ia.html](http://cynthia_m_lima.sites.uol.com.br/ia.html) . Acessado em: 28/07/2005.

LIN, Y., LAI, C-P., YEM, T. Prediction of Ultrasonic Pulse Velocity (UPV) in Concrete. **ACI Materials Journal**. [s.l.], v. 100, n.01, p. 21-28, 2003.

LORENZI, A. **Aplicação de testes ultra-sônicos para avaliação de estruturas de concreto utilizando elementos de inteligência artificial**. 2000. 157p. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, 2000.

LORENZI, A., SILVA FILHO, L.C.P., CAETANO, L.F, LORENZI, L.S., Monitoramento de Estruturas de Concreto através de Ensaio de Velocidade de Propagação do Pulso Ultra-sônico. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2009), 51, 2009, Curitiba. Anais.... São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2009. 13p. 1 CD-ROM.

LORENZI, A., SILVA FILHO, L.C.P., NESVIJSKI, E.G., Análise do Efeito do Processo de Cura na Avaliação de Estruturas de Concreto através do Ensaio de Ultrassonografia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2002), 44, 2002, Belo Horizonte. **Anais....** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2002. Arquivo: III008, 14p.. 1 CD-ROM.

LORENZI, A., SILVA FILHO, L.C.P., Estudo Comparativo entre Sistemas Inteligentes para Auxílio da Análise de Estruturas de Concreto através de Ensaio Não Destrutivos. In: CONFERÊNCIA SOBRE TECNOLOGIA DE EQUIPAMENTOS (COTEC 2003), 7, 2003, Florianópolis. **Anais....** São Paulo: Associação Brasileira de Ensaio Não Destrutivos e Inspeção, 2003. 9p.. 1 CD-ROM.

LORENZI, A., NESVIJSKI, E.G., Análise do concreto nas idades iniciais com ultrassom e sistema especialista. **Téchne – Revista de Tecnologia da Construção**. São Paulo, Brasil, n. 58, p. 46-49, 2002.

LUGER, G. F. **Inteligência Artificial: Estruturas e estratégias para a solução de problemas complexos.** 4 ed. Porto Alegre: Bookman, 2004. Tradução de Paulo Martins Engel.

MACHADO, M. D., **Curvas de Correlação para Caracterizar Concretos usados no Rio de Janeiro por Meio de Ensaio Não Destrutivos.** 2005. 265p. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Universidade Federal do Rio de Janeiro. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.

MARTIN, C., **Aplicação de Redes Neurais para Prognóstico com Base em Séries Temporais.** 2000. 74p. Dissertação (Mestrado) – Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2000.

MARTIN, J. F. M., Aditivos para Concreto. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações.** São Paulo: IBRACON, 2005. cap.13, vol.1, p.381-406.

McCARTHY, J., **What is Artificial Intelligence?** [s.l.] 2004. Disponível em: <http://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai/whatisai.html>. Acesso em: 25/11/2005.

McCULLOCH, W. S., PITTS, W., A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics.** [s.l.], v.5, p.115-133, 1943.

MEDEIROS, A., PADARATZ, I.J., PINTO, R.C.A., Uso do Ultra-som na Estimativa da Profundidade de Fissuras Superficiais e Avaliação da Eficiência de Injeções em Elemento de Concreto. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2008), 50, 2008, Salvador. Anais.... São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2008. 12p. 1 CD-ROM.

MEDEIROS, A., PADARATZ, I.J., PINTO, R.C.A., Influência da Presença de Armaduras na Estimativa da Profundidade de Fissuras Superficiais em Concreto Armado através do Ultra-som. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2009), 51, 2009, Curitiba. Anais.... São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2009. 14p. 1 CD-ROM.

MEDEIROS, J. S., **Banco de Dados Geográficos e Redes Neurais Artificiais: Tecnologias de Apoio à Gestão de Território.** 1999. 207p. Tese (Doutorado) – Programa de Doutorado em Geografia, Universidade de São Paulo. São Paulo, 1999.

MEDEIROS, L. F., **Redes Neurais em Delphi.** Florianópolis: Visual Books, 2003, 116 p.

MEHTA, P. K., MONTEIRO, P. J. M., **Concreto: Estrutura, Propriedades e Materiais.** São Paulo: PINI, 1994. 573p.

MENDES JÚNIOR, R., Aplicação de Redes Neurais no Gerenciamento de Construções. In: III CONGRESSO BRASILEIRO DE REDES NEURAI, 1997, Florianópolis. **Anais....** Florianópolis: 1997.

MENEGHETTI, L. C., **Avaliação da Resistência à Compressão de Concretos nas Primeiras Idades através do Ultra-som.** 1999. 163p. Dissertação (Mestrado) - Curso

de Pós Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1999.

MENEGHETTI, L. C., PADARATZ, I. J., STEIL, R. O., Use of Ultrasound to Evaluate Concrete Strength in the Early Ages. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON NONDESTRUCTIVE TESTING CONTRIBUTION TO THE INFRASTRUCTURE SAFETY SYSTEMS IN THE 21<sup>ST</sup> CENTURY(NDTISS 99), 1999, Torres. **Proceedings....** Santa Maria: UFSM, 1999. p. 42-47.

MENEZES, C. C., **Redes Neurais**. [s.l.] 2001. Disponível em: [http://www.inf.ufrgs.br/procpar/disc/cmp135/trabs/012/T1/redes\\_neurais/redes\\_neurais.htm](http://www.inf.ufrgs.br/procpar/disc/cmp135/trabs/012/T1/redes_neurais/redes_neurais.htm). Acessado em: 10/08/2005.

MOLERO ARMENTA, M. A., SEGURA, I., HERNÁNDEZ, M., GARCIA IZQUIERDO, M. A., ANAYA, J., Ultrasonic characterization of cementitious materials using frequency-dependent velocity and attenuation. In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE'09), 2009, Nantes. **Proceedings....** Paris: Confédération Française por lês Essais Non Desctructifs, 2009. 6p.

MÜLLER, D. N., **Inteligência Artificial**. [s.l.] 2000. Disponível em: <http://www.ulbra.tche.br/~danielnm/ia/ia.html>. Acessado em: 28/07/2004.

MUELLER, A., **Uma aplicação de Redes Neurais Artificiais na previsão do mercado Acionário**. 1996. 103p. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 1996.

NAIK, T. R., MALHOTRA, V. M., The Ultrasonic Pulse Velocity Method. In: MALHOTRA, V. M., CARINO, N. J. (Editores), **Handbook on Nondestructive Testing of Concrete**. Boca Raton: CRC Press, 1991. cap.7, p.169-201.

NAVARRO, P. L. K. G., Freud e as Redes Neurais. **Bate Byte**. [s.l.], v.74, 1998. Disponível em: <http://www.pr.gov.br/batebyte/edicoes/1998/bb74/rede.htm>. Acessado em: 03/10/ 2005.

NEVILLE, A. M., **Propriedades do Concreto**. São Paulo: PINI, 1997. 828 p.

NEHDI, M., EL CHABIB, H., EL NAGGAR, M. H., Prediction Performance of Self-Compacting Concrete Mixtures using Artificial Neural Network. **ACI Materials Journal**. [s.l.], v. 98, n. 5, p. 394-401, 2001.

NOGUEIRA, C. L., Ensaio Não Destrutivos: Novas Ferramentas para Inspeção de Obras Públicas. In: VI SINAOP – VI SIMPÓSIO NACIONAL DE AUDITORIA EM OBRAS PÚBLICAS. **Anais ...**, Florianópolis: 2001.

NOGUEIRA, C. L., Análise Ultra-Sônica da Distribuição dos Agregados no Concreto através de *Wavelets*. In: XXI CONGRESSO NACIONAL DE ENSAIOS NÃO DESTRUTIVOS, 2002, Salvador. **Anais....** São Paulo: ABENDE, 2002. 1 CD-ROM.

NOGUEIRA, C. L., WILLAN, K. J., Ultrasonic Testing of Damage in Concrete under Uniaxial Compression. **ACI Materials Journal**. [s.l.], v.98, p. 265-275, 2001.

NOGUEIRA, C. L., Avaliação Ultrassônica de Dano Termo-mecânico em Concreto e Argamassa. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2009), 51, 2009, Curitiba. Anais.... São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2009. 10p. 1 CD-ROM.

OH, J.-W., LEE, I.-W., KIM, J.-T., LEE, G.-W., Application of Neural Networks for Proportioning of Concrete Mixes. **ACI Materials Journal**. [s.l.], v. 96, n. 1, p. 61-68, 1999.

OHDALARA, E., MASUZAWA, N., Water Content its Effect on Ultrasound Propagation in Concrete – The Possibility of NDE. **Ultrasonics**. [s.l.], v.38., p. 546-552, 2000.

OLIVEIRA, M. E., **Redes Neurais Artificiais**. [s.l.] 2000. Disponível em: <http://www.geocities.com/CapeCanaveral/Runway/4303/>. Acessado em: 10/08/2005.

ORETA, A. W. C., KAWASHIMA, K., Neural Network Modeling of Compressive Strength and Strain of Circular Concrete Columns. **Journal of Structural Engineering**. [s.l.], v. 129, n. 4, p. 554-561, 2003.

OSÓRIO, F. S., VIEIRA, X., Sistemas Híbridos Inteligentes - Tutorial. In: ENIA'99 – ENCONTRO NACIONAL DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL, 1999, Rio de Janeiro.

PADARATZ, I. J., Utilização do Ensaio ESCOT para a Previsão da Resistência à Compressão do Concreto. In: SIMPÓSIO DE DESEMPENHO DE MATERIAIS E COMPONENTES NA CONSTRUÇÃO CIVIL, 1º, 1988, Florianópolis. **Anais...** Florianópolis: 1988. p. 25-32.

PACKTER, L., **Neurosciência: Elementos de Neurofisiologia Farmacologia Psiquiatria**. [s.l.] 2005. Disponível em: <http://www.filosofia.com.br/disciplinas/Neurociências/Neurociências.html>. Acesso em: 27/07/2005.

PASSUELO, A., **Análise de Parâmetros Influentes na Cromaticidade e no Comportamento Mecânico de Concretos à base de Cimento Branco**. 2004. 175p. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2004.

PEDROSO, F. L. Concreto: as origens e a evolução do material construtivo mais usado pelo homem. **Concreto & Construções**, São Paulo, n.53, 2009, p.14-19.

PERENCHIO, W. F., The Condition Survey. **Concrete International**. [s.l.], v.11, n.1, p. 59-62, 1989.

PINHEIRO, C. A. R., **Redes Neurais para prevenção de Inadimplência em Operadoras de Telefonia**. 2005. 238p. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação de Engenharia, Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2005.

PINTO, R. C. A., PADARATZ, I. J., GARGUETTI, A., HADLICH, A., R., BERTACCO, L. L., KUMM, T. C., PFLEGER, V., Controle de Qualidade do Concreto em Obra utilizando Técnicas Não-Destrutivas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO

CONCRETO (COBRACON 2004), 46, 2004, Florianópolis. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2004. Volume VI, p.528-537. 1 CD-ROM.

POPOVICS, S., **Strength and Related Properties of Concrete - A Quantitative Approach**. Nova York: John Wiley and Sons, 1998.

POPOVICS, S., Analysis of the Concrete Strength versus Ultrasonic Pulse Velocity Relationship. **Materials Evaluation**. [s.l.], v. 59, n. 2, p.123-130, 2001.

POPOVICS, S., Effects of uneven moisture Distribution on the Strength of and Wave Velocity in Concrete. **Ultrasonics**. [s.l.], v. 43, p.429-434, 2005.

PRUDÊNCIO, W. J. Personalidade Entrevistada. **Concreto**, São Paulo, n.39, 2005, p.6-9.

PUNURAI, W., JARZYNSKI, J., QU, J., KIM, J., JACOBS, L. J., KURTIS, K. E., Characterization of Multi-Scale Porosity in Cement Paste by Advanced Ultrasonic Techniques. **Cement and Concrete Research**. [s.l.], v.37, p.38-46, 2007.

RABUSKE, R.A., **Inteligência Artificial**. Florianópolis: UFSC, 1995. 240 p.

RAFIQ, M.Y., BUGMANN, G., EASTERBROOK, D.J., Neural Network design for Engineering Applications. **Computers & Structures**. [s.l.], v.79, p.1541-1552, 2001.

RAJASEKARAN, S., Functional Networks in Structural Engineering. **Journal of Computing in Civil Engineering**. [s.l.], v. 18, n. 2, p. 172-181, 2004.

RAVINDRARAJAH, R. S., Evaluation of Compressive Strength for High-strength Concrete by Pulse Velocity Method. In: NONDESTRUCTIVE TESTING OF CONCRETE ELEMENTS AND STRUCTURES - ASCE STRUCTURAL CONGRESS, 1992, San Antonio. **Proceedings...** San Antonio: ASCE, 1992. p. 115-126.

RIBEIRO, J. S. D., CATEN, A. T., **Projeto de Experimentos**. Porto Alegre: FEENG/UFRGS, 2001.

RODRIGUES, G. S. S. **Módulo de deformação estático do concreto pelo método ultra-sônico: estudo da correlação e fatores influentes**. 2003. 187p. Dissertação (Mestrado) – Mestrado em Engenharia Civil, Universidade Federal de Goiás. Goiânia, 2003.

ROSSI JÚNIOR, O., END na América Latina. **Revista Abende**. [s.l.], v.22, p. 32-39, 2007.

SANAD, A., SAKA, M. P., Prediction of ultimate Shear Strength of Reinforced-Concrete deep beams using Neural Networks. **Journal of Structural Engineering**. [s.l.], v.127, n.7, p.818-828, 2001.

SANTOS, S. M., **Caracterização de Microorganismos Aquáticos por Processamento Digital de Imagens e Redes Neurais Artificiais**. 2001. 154p. Tese (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 2001a.

SANTOS, C. C., **Modelagem de Bacias Urbanas com Redes Neurais Artificiais**. 2001. 105p. Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2001b.

SBRIGHI NETO C., Agregados para Concreto. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.11, vol.1, p.323-343.

SELEGHIM JÚNIOR, P., Inteligência sintética e tecnologia. **Scientific American Brasil**. [s.l.], v.24, p. 1-2, 2004.

SHAH, S. P., SUBRAMANIAM, K. V., Use of Nondestructive Ultrasonic Techniques for Material Assessment and In-Service Monitoring of Concrete Structures. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON NONDESTRUCTIVE TESTING CONTRIBUTION TO THE INFRASTRUCTURE SAFETY SYSTEMS IN THE 21<sup>ST</sup> CENTURY(NDTISS 99), 1999, Torres. **Proceedings...** Santa Maria: UFSM, 1999. p. 107-114.

SHEHATA, I. A., EVANGELISTA, A. C. J., SHERATA, L. C. D., Comparisons Between Non-destructive Test Methods for Concrete Strength. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON NONDESTRUCTIVE TESTING CONTRIBUTION TO THE INFRASTRUCTURE SAFETY SYSTEMS IN THE 21<sup>ST</sup> CENTURY(NDTISS 99), 1999, Torres. **Proceedings...** Santa Maria: UFSM, 1999. p. 21-25.

SIQUEIRA TANGO, C.E., Produção, Transporte e Controle do Concreto. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.17, vol.1, p.495-525.

SOUZA, F. J., CAVALCANTI, R. S., MONTEIRO, E., HELENE, P. R. L., Correlação de Ensaios de Ultra-som e Esclerometria em Corpos de Prova Cilíndricos de Concreto. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2009), 51, 2009, Curitiba. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2009. 10p. 1 CD-ROM.

SOUTSOS, M., BUNGEY, J., LONG, A., TICKELL, G., Interpretation of in-situ concrete strength test results. In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE 2009), 2009, Nantes. **Proceedings...** Paris: Confédération Française pour les Essais Non Destructifs, 2009. Disponível em: <http://www.ndt.net>. Acesso em: 18/08/2009.

SRIA – STEEL REINFORCEMENT INSTITUTE OF AUSTRALIA. Sydney, 2006. [s.l.] Disponível em: <<http://www.sria.com.au>>. Acesso em: 10 de fev. de 2006.

SRIRAM, R. D., **Intelligent Systems for Engineering – A Knowledge-based Approach**. Londres, 1997. 804p.

STEIL, R. O., SANTOS, S., OLIVEIRA, A. L., PRUDÊNCIO JR, L. R., PADARATZ, I. J., Aplicabilidade de Ensaios Não Destrutivos em Estruturas de Concreto: Um Estudo de Caso. In: CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO (COBRACON 2001), 43, 2001, Foz do Iguaçu. **Anais...** São Paulo: Instituto Brasileiro do Concreto, 2001. Arquivo: I015, 14p.. 1 CD-ROM.

SUTAN, N. M., MEGANATHAN, M., A Comparison Between Direct and Indirect Method of Ultrasonic Pulse Velocity in Detecting Concrete Defects. **The e-Journal of Nondestructive Testing**. Berlin, Alemanha, v.8, n.5, 2003.

TATIBANA, C. Y., KAETSU, D. K., **Uma introdução às Redes Neurais**. [s.l.].Disponível em: <http://www.din.uem.br/ia/neurais/>. Acesso em: 23/05/2005.

TONSIG, S. L., **Simulando o Cérebro: Redes Neurais**. [s.l.] 2000.Disponível em: <http://www.geocities.com/Athens/Olympus/1307/>. Acesso em: 03/08/2005.

TAHA, M. M. R., NOURELIN, A., EL-SHEIMY, N., SHRIVE, N. G., Neural Network modelling of creep in masonry. **Structures & Buildings**. [s.l.], v. SB4, n. 157, p. 279-292, 2003.

TSAI, C.-D., WU, T.-T., LIU, Y.-H., Application of Neural Networks to Laser Ultrasonic NDE of Bonded Structures. **NDT&E International**. [s.l.], v. 34, n. 8, p. 537-546, 2001.

TSAI, C.-H., HSU, D.-S., Diagnosis of Reinforced Concrete Structural Damage base on Displacement Time History using the Back-propagation Neural Network Technique. **Journal of Computing in Civil Engineering**. [s.l.], v. 16, n. 1, p. 49-58, 2002.

UKRAINCZYK, N., UKRAINCZYK, V., A Neural Network method for analyzing concrete durability. **Magazine of Concrete Research**. [s.l.], v. 60, n.7, p.475-486, 2008.

VALLUZZI, M. R., DA PORTO, F., CASARIN, F., MONTEFORTE, N., MODENA, C., A Contribution to the Characterization of Masonry Typologies by using Sonic Waves Investigations. In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE'09), 2009, Nantes. Proceedings.... Paris: Confédération Française por lês Essais Non Desctructifs, 2009. 6p.

VASCONCELOS, A. C., ISAIA, G.C., Retrospectiva do Concreto no Brasil. In: ISAIA, G. C. (Editor), **Concreto: Ensino, Pesquisa e Realizações**. São Paulo: IBRACON, 2005. cap.2, vol.1, p.45-74.

VIEIRA FILHO, J. O., **Avaliação da Resistência à Compressão do Concreto através de Testemunhos Extraídos: Contribuição a estimativa do coeficiente de correção devido aos efeitos do broqueamento**. 2007. 440p. Tese (Doutorado) – Departamento de Engenharia Civil, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2007.

VON ZUBEN, F. J., Uma Caricatura Funcional de Redes Neurais Artificiais. **Learning and Nonlinear Models**. [s.l.], v.1, n. 2, p. 77-87, 2003.

WIGGENHAUSER, H., Advanced NDT Methods for Quality Assurance of Concrete Structures. In: NON-DESTRUCTIVE TESTING IN CIVIL ENGINEERING (NDTCE'09), 2009, Nantes. Proceedings.... Paris: Confédération Française por lês Essais Non Desctructifs, 2009. 12p.

ZANATA, D. F. P., **Desenvolvimento de Sensor Virtual empregando Redes Neurais para Medição da Composição em uma Coluna de Destilação**. 2005. 229p.

Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo,  
Universidade de São Paulo. São Paulo, 2005.