

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E
AMBIENTAL**

**ESTIMATIVA DA CAPACIDADE DE CARGA DE FUNDAÇÕES PROFUNDAS
UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL**

MARCUS LESSANDRO COSTA DELAZZERI

FEIRA DE SANTANA
Maio/2018

MARCUS LESSANDRO COSTA DELAZZERI

**ESTIMATIVA DA CAPACIDADE DE CARGA DE FUNDAÇÕES PROFUNDAS
UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil e Ambiental da Universidade Estadual de Feira de Santana, como parte dos requisitos para a obtenção do Título de Mestre em Ciências em Engenharia Civil e Ambiental.

Orientadores: Prof. Dr. Anderson de Souza Matos Gadéa
Prof. Dr. Koji de Jesus Nagahama

FEIRA DE SANTANA
Maio/2018

Ficha Catalográfica – Biblioteca Central Julieta Carteado

D375e Delazzeri, Marcus Lessandro Costa
Estimativa da capacidade de carga de fundações profundas utilizando rede neural artificial / Marcus Lessandro Costa Delazzani . – Feira de Santana, 2018.

209 f.: il.

Orientador: Anderson de Souza Matos Gadéa

Coorientador: Koji de Jesus Nagahama

Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Feira de Santana, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil e Ambiental, 2018.

1. Engenharia civil e ambiental - Fundações profundas. 2. C oncreto armado. 3. Redes neurais. I. Gadéa, Anderson de Souza Matos, orient. Nagahama, Koji de Jesus, coorient. III. Universidade Estadual de Feira de Santana. IV. Título.

CDU: 624

Bibliotecária: Tatiane Santos CRB5ª / 1634

ESTIMATIVA DA CAPACIDADE DE CARGA DE FUNDAÇÕES PROFUNDAS
UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL

Marcus Lessandro Costa Delazzeri

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL DA UNIVERSIDADE ESTADUAL DE FEIRA DE SANTANA COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA CIVIL E AMBIENTAL.

Aprovada por:

Prof. Anderson de Souza Matos Gadéa, D.Sc.
(Universidade Estadual de Feira de Santana)

Prof. Koji de Jesus Nagahama, D.Sc.
(Universidade Estadual de Feira de Santana)

Profa. Maria do Socorro Costa São Matheus, D.Sc.
(Universidade Estadual de Feira de Santana)

Profa. Silvana Blumen Foá, D.Sc.
(ÁREA 1/CBES)

FEIRA DE SANTANA
Maio/2018

AGRADECIMENTOS

À Deus, por ter me dado forças e coragem para vencer meus desafios, por me amparar nos momentos difíceis.

Ao meu orientador professor doutor Anderson de Souza Matos Gádea, pela atenção, amizade, disponibilidade, paciência e conhecimentos transmitidos, estes que não faltaram durante o curso de Mestrado.

Ao meu coorientador professor doutor Koji de Jesus Nagahama, pela amizade, pelos seus ensinamentos, sendo fundamental para a concretização deste trabalho, além da atenção sempre demonstrada e por todas as horas despendidas na sua orientação.

A toda minha família, especialmente a minha mãe Mércia de Araújo Costa, ao meu pai José Antônio Delazzeri e a minha esposa Silvania Viera, que suportou a distância e me deu força nos momentos difíceis, não esquecendo do meu futuro filho Gabriel Vieira Delazzeri, mesmo que, ainda não tendo certidão de nascimento, se mostrou um grande estímulo para a conclusão desse trabalho.

A todos os professores do PPGECEA/UEFS pelos conhecimentos adquiridos neste período de estudos.

Aos colegas da pós-graduação da UEFS, que se mostraram companheiros e sempre ofereceram ajuda nos momentos difíceis.

Enfim, a todas as pessoas que contribuíram direta ou indiretamente no desenvolvimento deste trabalho.

Resumo da Dissertação apresentada ao PPGECEA/UEFS como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ESTIMATIVA DA CAPACIDADE DE CARGA DE FUNDAÇÕES PROFUNDAS UTILIZANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL

Marcus Lessandro Costa Delazzeri

Maio/2018

Orientador 1: Prof. Dr. Anderson de Souza Matos Gadéa

Orientador 2: Prof. Dr. Koji de Jesus Nagahama

Programa: Engenharia Civil e Ambiental

As redes neurais artificiais (RNA) vêm se mostrando como uma ferramenta matemática computacional alternativa, para a predição do comportamento de fenômenos, inclusive na engenharia geotécnica. Destacando sua aplicação no estudo da determinação da capacidade de carga de estacas. Neste trabalho, desenvolveram-se três modelos para a predição da capacidade de carga, de estacas pré-moldadas de concreto armado e do tipo hélice contínua. Para a construção destes modelos foram utilizados dados coletados na literatura técnica, de prova de carga estática e de carregamento dinâmico, características geométricas das estacas e resultados de ensaios de sondagem de simples reconhecimento com SPT, de diversas regiões do Brasil e diferentes tipos de solos. A capacidade de predição dos modelos produzidos foram aferidas a partir da comparação com os resultados obtidos com os métodos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978), para estaca pré-moldada de concreto armado, e Aoki-Velloso (1975) e Décourt (1996) para as estacas tipo hélice contínua. Os resultados indicam que os modelos produzidos apresentam grande potencial para a predição da capacidade de carga das estacas avaliadas, uma vez que, os resultados obtidos mostraram-se com níveis de erros semelhantes aos dos métodos utilizados na comparação.

Palavras-chaves: Engenharia Civil e Ambiental – Fundações profundas – Concreto Armado – Redes Neurais.

Abstract of Dissertation presented to PPGECEA/UEFS as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

ESTIMATION OF LOAD CAPACITY OF DEEP FOUNDATIONS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Marcus Lessandro Costa Delazzeri

May/2018

Advisor 1: Prof. Dr. Anderson de Souza Matos Gadéa

Advisor 2: Prof. Dr. Koji de Jesus Nagahama

Department: Civil and Environment Engineering

Artificial neural networks (ANN) have been shown to be an alternative computational mathematical tool for predicting the behavior of phenomena, including geotechnical engineering. In special its application in the study of the determination of the load capacity of piles. In this work, three models were developed for the prediction of load capacity, precast concrete and continuous flight hollow auger piles. For the construction of these models we used data collected in the technical literature, static load and dynamic loading tests, the geometry of piles and results of Standard Penetration Test SPT from different regions of Brazil and different types of soils. The predictive capacity of the models produced were measured comparing to the obtained results using the methods with the methods Aoki-Velloso (1975) and Décourt-Quaresma (1978), for precast concrete piles, and Aoki-Velloso (1975) and Décourt (1996) for continuous flight hollow auger piles. The results indicate that the models produced have high potential for the prediction of the load capacity of the evaluated piles, since the obtained results were shown similar errors to the studied methods.

Keywords: Civil and Environmental Engineering - Deep Foundations - Reinforced Concrete - Neural Networks.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	OBJETIVOS	20
1.1.1	Geral	20
1.1.2	Específicos	20
1.2	JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA	21
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	23
2.1	GEOTECNIA	23
2.1.1	INVESTIGAÇÃO GEOTÉCNICA	23
2.1.1.1	Sondagens de simples reconhecimento com SPT	23
2.1.2	FUNDAÇÕES PROFUNDAS EM ESTACAS	25
2.1.2.1	Estaca de concreto pré-moldado	26
2.1.2.2	Estaca hélice contínua	28
2.1.3	ENSAIOS DE PROVA DE CARGA	29
2.1.3.1	Ensaio de prova de carga estática	30
2.1.3.2	Ensaio de carregamento dinâmico	36
2.1.4	MÉTODOS DE PREVISÃO DE CAPACIDADE DE CARGA DE FUNDAÇÕES PROFUNDAS	39
2.1.4.1	Método de Aoki-Velloso (1975)	41
2.1.4.2	Método de Décourt & Quaresma (1978)	43
2.2	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	45
2.2.1	MODELO DE UM NEURÔNIO	47
2.2.2	ARQUITETURA DE REDE	48
2.2.3	TREINAMENTO DA RNA	52
2.2.4	CRITÉRIOS DE PARADA	53
2.3	APLICAÇÕES DE REDES NEURAIS EM GEOTECNIA	55
3	METODOLOGIA	61
3.1	COLETA E APRESENTAÇÃO DO BANCO DE DADOS	61
3.2	DEFINIÇÃO DAS CARGAS DE RUPTURA DAS ESTACAS	62
3.3	PROCESSAMENTO DO BANCO DE DADOS	63
3.4	DEFINIÇÃO DA TOPOLOGIA DA RNA	63
3.5	DESENVOLVIMENTO DA ROTINA COMPUTACIONAL	64
3.6	DEFINIÇÃO DOS MODELOS DE PREDIÇÃO DA CAPACIDADE DE CARGA	65
3.7	DETERMINAÇÃO DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA E SAÍDA	66
3.8	ESCOLHA DAS RNA MAIS EFICIENTES	68

3.9	COMPARAÇÃO DOS MODELOS MAIS EFICIENTES COM OS MÉTODOS SEMI-EMPÍRICOS CLÁSSICOS, PARA A PREVISÃO DA CAPACIDADE DE CARGA DAS ESTACAS DE CONCRETO ARMADO E HÉLICE CONTÍNUA	69
3.10	EXTRAÇÃO DOS PESOS SINÁPTICOS PARA A DETERMINAÇÃO DAS EQUAÇÕES	70
4	RESULTADOS.....	71
4.1	ESTACA PRÉ-MOLDADA DE CONCRETO ARMADO	71
4.1.1	RNAs treinadas com os resultados de todas as provas de carga	71
4.1.1.1	Carga de ponta.....	71
4.1.1.2	Carga por atrito lateral.....	74
4.1.1.3	Carga total	80
4.1.1.4	Comparações com os métodos semi-empíricos	91
4.1.1.5	Considerações sobre as melhores RNA e equações	95
4.1.2	RNAs treinadas com os resultados de provas de carga estáticas	99
4.1.2.1	Carga de ponta.....	99
4.1.2.2	Carga por atrito lateral.....	101
4.1.2.3	Carga total	107
4.1.2.4	Comparações com os métodos semi-empíricos	117
4.1.2.5	Considerações sobre as melhores RNA e equações	121
4.1.3	RNAs treinadas com os resultados de ensaios de carregamento dinâmico....	126
4.1.3.1	Carga de ponta.....	126
4.1.3.2	Carga por atrito lateral.....	129
4.1.3.3	Carga total	134
4.1.3.4	Comparações com os métodos semi-empíricos	145
4.1.3.5	Considerações sobre as melhores RNA e equações	149
4.1.4	Discussões sobre estaca pré-moldada de concreto armado	152
4.2	ESTACA HÉLICE CONTÍNUA.....	154
4.2.1	Carga de ponta.....	154
4.2.2	Carga por atrito lateral.....	157
4.2.2.1	Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro).....	157
4.2.2.2	Modelo para carga por atrito lateral com comprimento efetivo da estaca	159
4.2.2.3	Escolha do modelo para carga por atrito lateral.....	161
4.2.3	Carga total	162
4.2.3.1	Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro).....	162

4.2.3.2	Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (área).....	165
4.2.3.3	Modelo da carga total com 8 variáveis de entrada.....	167
4.2.3.4	Modelo da carga total com 9 variáveis de entrada.....	170
4.2.3.5	Escolha do modelo para a carga total.....	172
4.2.4	Comparações com os métodos semi-empíricos.....	173
4.2.5	Considerações sobre as melhores RNA e equações.....	176
4.2.6	Discussões sobre estaca tipo hélice contínua.....	180
5	CONCLUSÕES.....	182
5.1	PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS.....	183
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	184
	ANEXO I.....	192
	ANEXO II.....	203

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Sequência das etapas do ensaio SPT (Fonte: CINTRA <i>et al.</i> , 2013)	25
Figura 2	Definição das camadas do N _{spt} (Fonte: CINTRA <i>et al.</i> , 2013).....	25
Figura 3	Tipos de estacas de concreto (Fonte: Contru Fácil RJ, 2014).....	26
Figura 4	(a) à (d) seções transversais; (e) secção transversal com armadura típica; (f) estaca com furo central e anel de emenda (Fonte: VELLOSO e LOPES, 2010)	27
Figura 5	(a) escavação do fuste da estaca; (b) lançamento do concreto durante a retirada da hélice contínua; c) instalação da armação. (Fonte: VELLOSO e LOPES, 2010)	29
Figura 6	Esquema para realização do ensaio de prova de carga estática, com viga metálica e estacas de reação (Fonte: NEVES, 2004).....	31
Figura 7	Esquema para realização do ensaio de prova de carga estática, com tirantes como sistema de reação. (Fonte: NEVES, 2004).....	32
Figura 8	Esquema para realização do ensaio de prova de carga estática, com sistema de reação cargueira. (Fonte: NEVES, 2004)	32
Figura 9	Sistema montado para o ensaio de prova de carga estática, a) Arranques das estacas de reação e bloco de coroamento e b) Montagem do sistema (Fonte: Soares <i>et al.</i> , 2014).	33
Figura 10	Croqui da montagem do sistema de reação das estacas ensaiadas (Fonte: Soares <i>et al.</i> , 2014).	33
Figura 11	Curva carga x recalque com a representação dos estágios (Fonte: CINTRA <i>et al.</i> , 2013).	35
Figura 12	Critério de ruptura estabelecido pela NBR 6122 (Fonte: CINTRA <i>et al.</i> , 2013).	36
Figura 13	Representação da prova de carga dinâmica com bate estaca (Fonte: CINTRA <i>et al.</i> , 2013).....	36
Figura 14	Parcelas de resistência que contribuem para a capacidade de carga (Fonte: CINTRA e AOKI, 2010)	39
Figura 15	Mecanismos de ruptura da base da estaca das diversas soluções clássicas de capacidade de carga (Fonte: VESIC', <i>apud</i> CINTRA; AOKI,1999)	40
Figura 16	Célula neural biológica com a sequência de programação do sinal (Fonte: SILVA, 1998)	46
Figura 17	Modelo não-linear de um neurônio, (HAYKIN, 2001).....	47
Figura 18	Rede alimentada adiante ou acíclica com uma única camada de neurônios (Fonte: HAYKIN, 2001)	49
Figura 19	Rede alimentada adiante ou acíclica totalmente conectada com uma camada oculta e uma camada de saída (Fonte: HAYKIN, 2001).....	50
Figura 20	Redes recorrentes sem laços de auto realimentação e sem neurônios ocultos (Fonte: HAYKIN, 2001).....	51
Figura 21	Redes recorrentes com neurônios ocultos (Fonte: HAYKIN, 2001).....	51
Figura 22	Superfície de erro com vários mínimos locais (Fonte: SILVA, 1998).....	55
Figura 23	Localização das provas de carga que formam o banco de dados (Adaptado LOBO,2005)	62
Figura 24	Topologia dos modelos de RNA	64
Figura 25	Fluxograma dos modelos para estacas pré-moldadas.....	65
Figura 26	Fluxograma para os modelos para estacas tipo hélice contínua	66

Figura 27	Histograma de erros da RNA para carga de ponta (kN) da estaca pré-moldada de concreto armado.....	73
Figura 28	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta da estaca pré-moldada de concreto armado.....	74
Figura 29	Histograma de erros da RNA para carga por atrito lateral da estaca pré-moldada de concreto armado.....	76
Figura 30	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral da estaca pré-moldada de concreto armado.....	76
Figura 31	Histograma de erros da RNA para carga por atrito lateral (com comprimento) da estaca pré-moldada de concreto armado	78
Figura 32	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral (com comprimento) da estaca pré-moldada de concreto armado	79
Figura 33	Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado.....	81
Figura 34	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (7 variáveis com o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado	82
Figura 35	Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com a área) da estaca pré-moldada de concreto armado.....	84
Figura 36	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da a carga total (7 variáveis com a área) da estaca pré-moldada de concreto armado ...	84
Figura 37	Histograma de erros da RNA para a carga total (8 variáveis com a área e o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado.....	86
Figura 38	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (8 variáveis com a área e o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado	87
Figura 39	Histograma de erros da RNA para a carga total (9 variáveis) da estaca pré-moldada de concreto armado.....	89
Figura 40	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (9 variáveis) da estaca pré-moldada de concreto armado	90
Figura 41	Histogramas de erros para estaca pré-moldada de concreto armado, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral (c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f).....	93
Figura 42	Coefficiente de determinação para estaca pré-moldada de concreto armado, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral (c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f).....	94
Figura 43	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	101
Figura 44	Coefficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	101
Figura 45	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	103

Figura 46	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	103
Figura 47	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	105
Figura 48	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	106
Figura 49	Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	108
Figura 50	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	109
Figura 51	Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	111
Figura 52	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	111
Figura 53	Histograma de erros da RNA para a carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	113
Figura 54	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	114
Figura 55	Histograma de erros da RNA para a carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	116
Figura 56	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	116
Figura 57	Histogramas de erros para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga estática, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)	119
Figura 58	Coeficiente de determinação para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga estática, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)	121
Figura 59	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	128
Figura 60	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	128
Figura 61	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	130

Figura 62	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	131
Figura 63	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	133
Figura 64	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	133
Figura 65	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	136
Figura 66	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	136
Figura 67	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	138
Figura 68	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	139
Figura 69	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	141
Figura 70	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	141
Figura 71	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	143
Figura 72	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	144
Figura 73	Histograma de erros para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga dinâmica, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)	147
Figura 74	Coeficiente de determinação para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga dinâmica, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)	148
Figura 75	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta, das estacas tipo hélice contínua	156
Figura 76	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta, das estacas tipo hélice contínua.....	156
Figura 77	Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, das estacas tipo hélice contínua.....	158

Figura 78	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, das estacas tipo hélice contínua.....	159
Figura 79	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta com a variável comprimento, das estacas tipo hélice contínua.....	160
Figura 80	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta com a variável comprimento, das estacas tipo hélice contínua.....	161
Figura 81	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (7 variáveis com o perímetro), das estacas tipo hélice contínua	164
Figura 82	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (7 variáveis com o perímetro), das estacas tipo hélice contínua	164
Figura 83	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (7 variáveis com a área), das estacas tipo hélice contínua	166
Figura 84	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (7 variáveis com a área), das estacas tipo hélice contínua	167
Figura 85	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (8 variáveis), das estacas tipo hélice contínua	169
Figura 86	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (8 variáveis), das estacas tipo hélice contínua.....	169
Figura 87	Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (9 variáveis), das estacas tipo hélice contínua	171
Figura 88	Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (9 variáveis), das estacas tipo hélice contínua.....	172
Figura 89	Histograma de erros para estaca tipo hélice contínua utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt (1996) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)	174
Figura 90	Coeficiente de determinação para estaca tipo hélice contínua utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt (1996) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)	176

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Coeficiente K e α	42
Tabela 2	Coeficiente de transformação F1 e F2	42
Tabela 3	Valores de C em função do tipo de solo	43
Tabela 4	Valores dos coeficientes α e β em função do tipo de solo e estaca	44
Tabela 5	Variáveis de entrada e saída dos modelos de RNA	66
Tabela 6	Variáveis utilizadas em cada modelo	68
Tabela 7	Quantidade de simulações realizadas para cada modelo	69
Tabela 8	Intervalos entre os valores das variáveis dos modelos utilizando todas as provas de carga	71
Tabela 9	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta das estacas pré-moldadas de concreto armado	72
Tabela 10	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral das estacas pré-moldadas de concreto armado	75
Tabela 11	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral (com o comprimento) das estacas pré-moldadas de concreto armado	77
Tabela 12	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral das estacas pré-moldadas de concreto armado	79
Tabela 13	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com o perímetro) das estacas pré-moldadas de concreto armado	80
Tabela 14	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com a área) das estacas pré-moldadas de concreto armado	83
Tabela 15	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (8 variáveis com a área e o perímetro) das estacas pré-moldadas de concreto armado	85
Tabela 16	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (9 variáveis) das estacas pré-moldadas de concreto armado	87
Tabela 17	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total para estacas pré-moldadas de concreto armado	90
Tabela 18	Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.	93
Tabela 19	Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, com dados de provas de carga estática e dinâmica para pré-moldadas de concreto armado	96
Tabela 20	Intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos utilizando provas de carga estáticas	99
Tabela 21	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldadas de concreto armado	100
Tabela 22	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	102
Tabela 23	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	104
Tabela 24	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral	106

Tabela 25	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	107
Tabela 26	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	110
Tabela 27	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	112
Tabela 28	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado	115
Tabela 29	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total	117
Tabela 30	Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.	119
Tabela 31	Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, com dados de provas de carga estática, para pré-moldadas de concreto armado	123
Tabela 32	Intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos utilizando provas de carga dinâmicas.....	126
Tabela 33	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	127
Tabela 34	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	129
Tabela 35	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	131
Tabela 36	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral.....	134
Tabela 37	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	135
Tabela 38	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado.....	137
Tabela 39	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	139
Tabela 40	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado	142
Tabela 41	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total	144

Tabela 42	Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.	147
Tabela 43	Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, com dados de provas de carga dinâmica, para pré-moldadas de concreto armado	150
Tabela 44	Comparativo dos índices de eficiência entre os modelos das diferentes abordagens metodológicas.....	153
Tabela 45	Intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos utilizando provas de carga dinâmicas.....	154
Tabela 46	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta, das estacas tipo hélice contínua	155
Tabela 47	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, das estacas tipo hélice contínua	157
Tabela 48	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral com a variável comprimento, das estacas tipo hélice contínua	159
Tabela 49	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral.....	162
Tabela 50	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta (7 variáveis com o perímetro), das estacas tipo hélice contínua.....	162
Tabela 51	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta (7 variáveis com a área), das estacas tipo hélice contínua.....	165
Tabela 52	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta (8 variáveis), das estacas tipo hélice contínua	168
Tabela 53	Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta (9 variáveis), das estacas tipo hélice contínua	170
Tabela 54	Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total	172
Tabela 55	Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.	175
Tabela 56	Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, para estacas tipo hélice contínua	178
Tabela 57	Características geométricas e capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, utilizadas nos modelos com todas as provas de carga.	192
Tabela 58	Características geométricas e capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, utilizadas nos modelos com dados de provas de carga estática.	195
Tabela 59	Características geométricas e capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, utilizadas nos modelos com dados de provas de carregamento dinâmico.....	197
Tabela 60	Características geométricas e capacidades de carga das estacas tipo hélice contínua, utilizadas nos modelos com dados de provas de carga estática.....	199
Tabela 61	Valores das variáveis de entrada e saída, dos modelos de capacidade de carga para a estaca pré-moldada de concreto armado	203
Tabela 62	Valores das variáveis de entrada e saída, do modelo de capacidade de carga para a estaca tipo hélice contínua.....	208

1 INTRODUÇÃO

O solo é um material natural anisotrópico, heterogêneo e não linear, portanto, muito variável quanto a sua composição e ao comportamento sob carregamento. Assim, prever os efeitos da interação solo-estaca torna-se um desafio para a engenharia geotécnica. Na busca de uma melhor representação da interação solo-estaca, são realizados inúmeros ensaios de campo e laboratoriais para obtenção das características do solo (CINTRA *et al.*, 2013). No Brasil, os parâmetros utilizados nos projetos de fundação são obtidos principalmente de sondagens de simples reconhecimento com SPT (SPT). Este tipo de ensaio fornece informações relevantes para a determinação da capacidade de carga das estacas, por meio de diversos métodos empíricos e principalmente semi-empíricos. A utilização destes métodos, no entanto, implica a adoção de elevados fatores de segurança. Principalmente, devido ao fato de que as sondagens são pontuais e que não fornecem garantias da discretização das variações características do subsolo da região. Assim, a adoção de um destes métodos está, em grande parte, atrelada à experiência acumulada do profissional que os utiliza. É importante lembrar que estes métodos foram desenvolvidos para aplicação nas regiões em que os seus autores atuavam. Não havendo assim, para as outras regiões, garantias de que sempre conseguiram uma boa representação dos fenômenos que envolvem a interação solo-estaca.

Dentre os métodos semi-empíricos brasileiros, destacam-se os de Aoki – Velloso (1975) e Décourt e Quaresma (1978). Ambos foram desenvolvidos utilizando resultados de ensaios de penetração de cone *in situ* (CPT) e, posteriormente, relacionados com o ensaio de SPT. Estes métodos são utilizados até os dias atuais, de forma satisfatória, para a determinação da capacidade de carga de estacas. Há que se ressaltar, no entanto, que apesar de serem muito utilizados, estes métodos apresentam elevados valores de coeficientes de segurança, podendo elevar os custos da fundação. Isto pode ser observado comparando-se os resultados estimados por estes métodos com valores obtidos por meio de ensaios de provas de carga.

A rede neural artificial (RNA) é uma ferramenta matemática computacional utilizada no ajuste de modelos e reconhecimento de padrões. Na engenharia geotécnica, as RNA vêm sendo utilizadas no estudo de diversos fenômenos, dentre eles: A predição do comportamento de túneis (CHOK *et al.*, 2016); na estabilidade de barragens de terra com enrocamento (MAHINROOSTA *et al.*, 2015); na estabilidade de talude

(ERZIN e CETIN, 2013) e na determinação da capacidade de carga de estacas (NEJAD E JAKSA, 2017; NEJAD *et al.*, 2009).

No presente trabalho, determinou-se modelos de predição da capacidade de carga de estacas, baseados em resultados de ensaios de SPT e provas de carga estática e de carregamento dinâmico, obtidas na literatura técnica. Estes modelos foram ajustados para prever as capacidades de carga de ponta, por atrito lateral e total de estacas pré-moldadas de concreto armado e hélice contínua. Posteriormente, os modelos ajustados confrontados com os valores estimados utilizando os métodos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt e Quaresma (1978), para as estacas pré-moldadas de concreto armado, e Aoki-Velloso (1975) e Décourt (1996), para as estacas hélice.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Geral

Obter equações para a predição da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total de fundações profundas em estacas hélice contínua e pré-moldadas de concreto armado, com base em características geométricas das estacas, resultados de ensaio de sondagem de simples reconhecimento com SPT e, provas de carga estática e de carregamento dinâmico.

1.1.2 Específicos

Treinar e validar modelos de predição para as estacas pré-moldadas de concreto armado utilizando RNA. Estes modelos serão utilizados para predição da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total.

Verificar a influência da utilização de dados provenientes de provas de carga estática e de carregamento dinâmico, de forma isolada ou simultaneamente na construção dos modelos de predição aplicados às estacas pré-moldadas de concreto.

Treinar e validar modelos de RNA, para as estacas tipo hélice contínua, que permitam determinar o comportamento da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total, com base em dados de prova de carga estática.

Determinar os modelos mais eficientes das RNA, dentre os simulados, a partir da comparação dos resultados obtidos durante o treinamento e a validação.

Comparar os modelos de RNA com os métodos semi-empíricos brasileiros de determinação de capacidade de carga de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978), para a estaca pré-moldada de concreto armado e, Aoki-Velloso (1975) e Décourt (1996), para a estaca hélice contínua.

Elaborar as equações baseadas nas RNA para a determinação da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total, para estacas tipo hélice contínua e pré-moldada de concreto armado.

1.2 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

O ensaio mais utilizado para a determinação das características e resistências do solo *in loco* no Brasil é o ensaio de simples reconhecimento com SPT (SPT). Contribui para isso a sua simplicidade de execução e baixo custo da investigação geotécnica, além da questão cultural que prioriza tal ensaio. A partir deste ensaio é obtido o valor do N_{spt} , que representa o número de golpes necessários à penetração do amostrador padrão em uma determinada cota do solo.

Os métodos semi-empíricos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt e Quaresma (1978), baseiam-se em correlações estatísticas entre medidas de N_{spt} e a capacidade de carga de estacas. Entretanto, mesmo esses métodos sendo valiosas ferramentas à engenharia de fundações, é importante reconhecer que, devido a sua natureza estatística, sua validade está limitada à prática construtiva regional e às condições específicas dos casos históricos utilizados em seu estabelecimento (Schnaid, 2000). Estudos comparativos entre os resultados estimados por estes métodos, e os obtidos através de ensaios de provas de carga, tais como Dias *et al.* (2014) e Matos *et al.* (2016), para estacas tipo hélice contínua, e Figueiredo *et al.* (2016), para estacas cravadas e escavadas, apresentaram uma grande variabilidade nos resultados obtidos.

Diversas abordagens para predição da capacidade de carga de estacas utilizando RNA podem ser encontradas na literatura técnica. A maior parte destes estudos utilizam-se de dados provenientes de ensaio de CPT. Contudo, não é difundida a utilização de dados de SPT neste tipo de aplicação. Modelos de predição baseados em SPT, entretanto, poderiam representar uma excelente alternativa para a engenharia de fundações no Brasil. Principalmente devido ao fato de este ensaio ser muito difundido, e que, normalmente, modelos construídos com RNA, quando bem ajustados, tendem a apresentar elevados valores de correlação. Assim, neste trabalho utiliza-se as RNA para

a construção de modelos para a predição da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total, de estacas pré-moldadas de concreto armado e tipo hélice contínua, utilizando como dados de entrada as características geométricas das estacas, e valores de N_{SPT} obtidos de relatórios de ensaios de SPT.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 GEOTECNIA

2.1.1 INVESTIGAÇÃO GEOTÉCNICA

O reconhecimento das características do subsolo é imprescindível para projetos geotécnicos seguros e econômicos, os quais são normalmente executados com base em ensaios de laboratório e/ou campo. As investigações devem permitir uma definição da estratigrafia do subsolo e uma estimativa das propriedades geomecânicas dos materiais envolvidos. É necessário proceder com a classificação das várias camadas componentes do substrato, analisando o tipo do solo, consistência, compactidade, características de resistência e deformabilidade, profundidades, localização do nível d'água, profundidade da superfície do impenetrável e sua classificação.

Para a determinação dessas características, é relevante a utilização de instrumentação de campo, que permite a observação do comportamento do solo “*in situ*”. Estabelecendo uma ligação entre as hipóteses de projeto e os mecanismos de comportamento da obra. A determinação das propriedades de engenharia, em princípio, tanto poderia ser feita através de ensaios de laboratório quanto de ensaios de campo, mas na prática há predominância dos ensaios “*in situ*”. (HACHICH *et al.*, 1998).

A NBR 6122 (ABNT,2010), atualmente em revisão, divide a investigação geotécnica em preliminar e complementar.No Brasil, a fase preliminar baseia-se na execução do ensaio de sondagem de simples reconhecimento (SPT), visando a caracterização e classificação das camadas do solo, a determinação da posição do nível d'água e os valores do índice de resistência à penetração (N_{SPT}). Após realizar o ensaio SPT, em função de peculiaridades do subsolo ou do projeto, e de dúvidas quanto aos resultados obtidos, deve-se proceder a investigação complementar com sondagens adicionais e/ou outros ensaios de campo.Esta mesma norma relaciona ensaios de campo,além da sondagem a percussão e ensaio de laboratório como formas de análise das características do subsolo.

2.1.1.1 Sondagens de simples reconhecimento com SPT

O ensaio largamente difundido no Brasil para a investigação geotécnica é o de sondagem de simples reconhecimento com SPT (*standard penetration test*). Consiste

basicamente na cravação do amostrador padrão, em que é necessária a aplicação de impactos ou golpes na cabeça da haste, por meio de um peso lançado em queda livre. Desse procedimento vem a denominação “sondagem a percussão” (CINTRA *et al.*, 2013).

Este ensaio de campo é utilizado para a determinação do índice de resistência à penetração (N), que se dá pelo número de golpes correspondente à cravação de 30 cm do amostrador padrão, após a cravação inicial de 15 cm, utilizando um martelo padronizado. Esse procedimento é normatizado no Brasil pela Associação Brasileira de Normas Técnicas, através da NBR 6484 (ABNT, 2001).

De acordo com NBR 6484 (ABNT, 2001), o ensaio de simples reconhecimento (SPT) é realizado para se determinar:

- O tipo de solo das camadas ensaiadas, através da retirada de uma amostra deformada, a cada metro perfurado.
- A resistência (N) oferecida pelo solo, através da cravação do amostrador padrão, a cada metro perfurado.
- A posição do nível d’água, quando encontrado durante o ensaio.

O ensaio de penetração dinâmica (SPT) consiste em três etapas: perfuração (I), amostragem (II) e ensaio penetrométrico (III). Inicialmente, perfura-se o primeiro metro com trado manual, pois o amostrador é introduzido somente no início do segundo metro. Depois, para cada metro, toma-se 0,45 m para amostragem e ensaio penetrométrico, seguindo de 0,55 m de perfuração, conforme Figura 1.

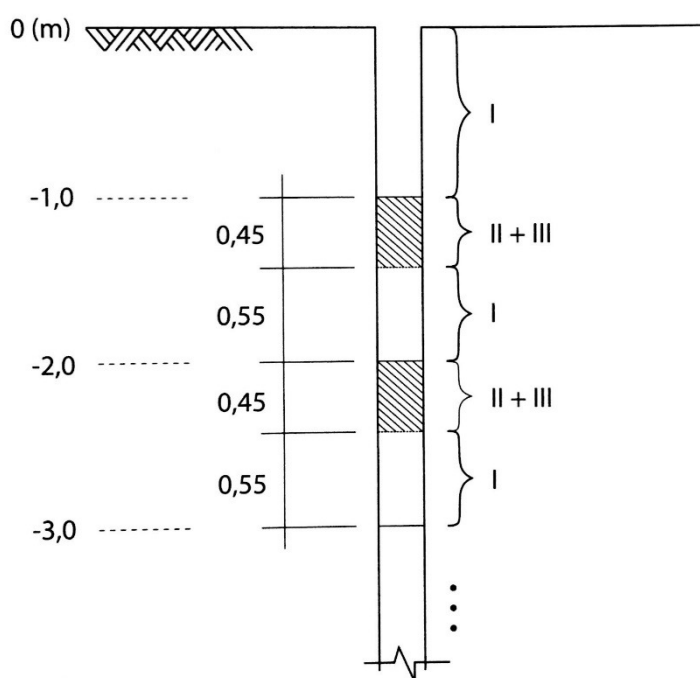


Figura 1 Sequência das etapas do ensaio SPT (Fonte: CINTRA *et al.*, 2013)

Em cada metro de sondagem, são obtidos três valores de número de golpes no ensaio penetrométrico (N_1 , N_2 , N_3). Desconsidera-se o valor de N_1 , devido ao fato do valor encontrado ter sido afetado pela etapa de limpeza. Define-se então o índice de resistência à penetração (N_{spt}), a partir da soma do número de golpes dos últimos 0,30 m de penetração do amostrador, conforme esquematizado na Figura 2, para um determinado metro entre as cotas z e $z+1$ (m) de um certo furo de sondagem (CINTRA *et al.*, 2013).

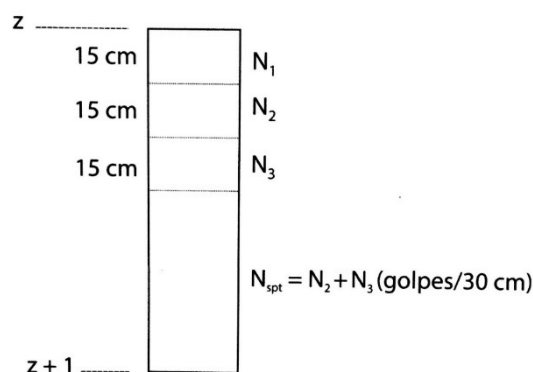


Figura 2 Definição das camadas do N_{spt} (Fonte: CINTRA *et al.*, 2013)

A NBR 6484 (ABNT, 2001) mostra, além da metodologia de execução do ensaio de SPT, a descrição das ferramentas e utensílios do equipamento utilizado na realização dele.

2.1.2 FUNDAÇÕES PROFUNDAS EM ESTACAS

Segundo a NBR 6122 (ABNT, 2010) as fundações profundas são compostas por elementos que transmitem a carga ao terreno ou pela sua base, ou pela superfície lateral ou por uma combinação das duas, como exemplos temos as estacas e os tubulões, em que sua ponta ou base deve estar apoiada em uma profundidade superior ao dobro da sua maior dimensão em planta, e no mínimo 3,0 metros.

Segundo Hachich *et al.* (1998), as estacas são classificadas em escavadas e de deslocamento, sendo estacas de deslocamento aquelas introduzidas no terreno através de qualquer processo que não promova a retirada do solo. No Brasil, os exemplos que mais se enquadram neste tipo de estaca são a pré-moldada de concreto armado ou protendido, e as metálicas. Por outro lado, as estacas escavadas são aquelas executadas “*in situ*”, através da perfuração do terreno por um processo qualquer, realizando a remoção do

material, com ou sem revestimento, com ou sem a utilização de fluido estabilizante. Um exemplo deste tipo de estaca executada no Brasil é hélice contínua.

A Figura 3 apresenta os tipos mais usuais de estacas de concreto, sendo divididos em dois grandes grupos, de deslocamento (pré-moldadas) e escavadas ou moldadas “*in loco*”.

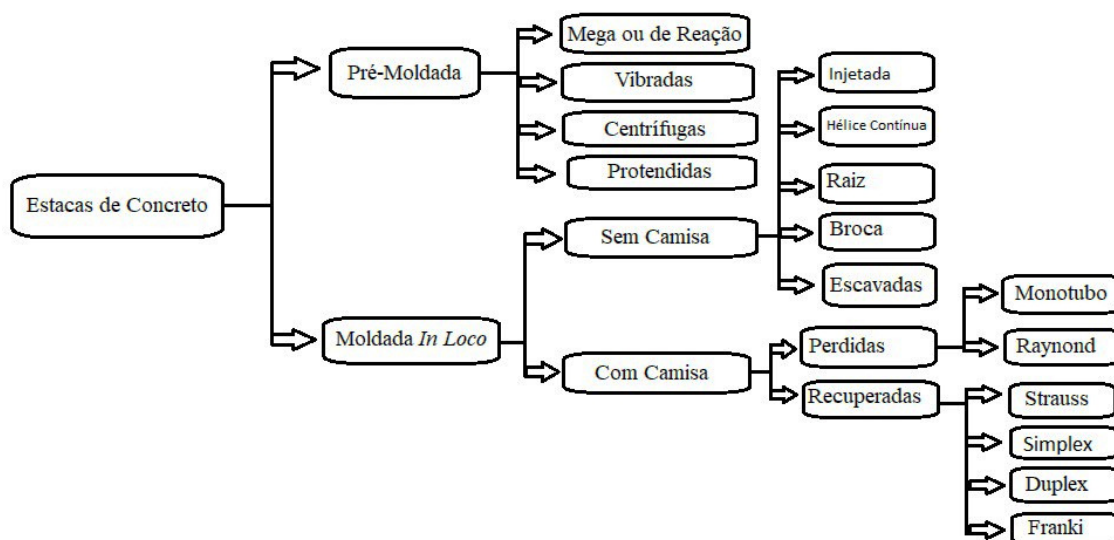


Figura 3 Tipos de estacas de concreto (Fonte: Contru Fácil RJ, 2014)

Neste trabalho, foram determinados modelos de determinação da capacidade de carga baseados em RNA, para dois tipos distintos de estacas, a de deslocamento, pré-moldada de concreto armado, e estaca escavada tipo hélice contínua.

2.1.2.1 Estaca de concreto pré-moldado

Segundo a NBR 6122 (ABNT, 2010), as estacas de concreto pré-moldadas podem ser tanto de concreto armado como protendido, vibrado ou centrifugado, tendo a seção transversal qualquer forma geométrica e devendo apresentar resistência compatível com os esforços de projeto e decorrentes do transporte, manuseio, cravação e eventuais solos agressivos. A cravação da estaca pode ser feita por percussão, prensagem ou vibração.

As estacas de concreto pré-moldado são estacas cravadas ou de deslocamento, como o nome já diz, são produzidas em canteiros de obra ou em fábricas de pré-moldados. Velloso e Lopes (2010) classificam as estacas de concreto pré-moldado quanto à forma de confecção, podendo ser com concreto vibrado, concreto centrifugado e por extrusão. Podem ter seção cheia ou vasada, as vasadas podem ser redondas,

quadradas ou sextavadas, como visto na Figura 4, com diâmetros comerciais variando de 15 a 70 centímetros, já as cheias de seções quadradas, com seções transversais entre 15x15 e 70x70 centímetros, ambas tendo comprimentos comerciais variando de 4,00 a 12,00 metros.

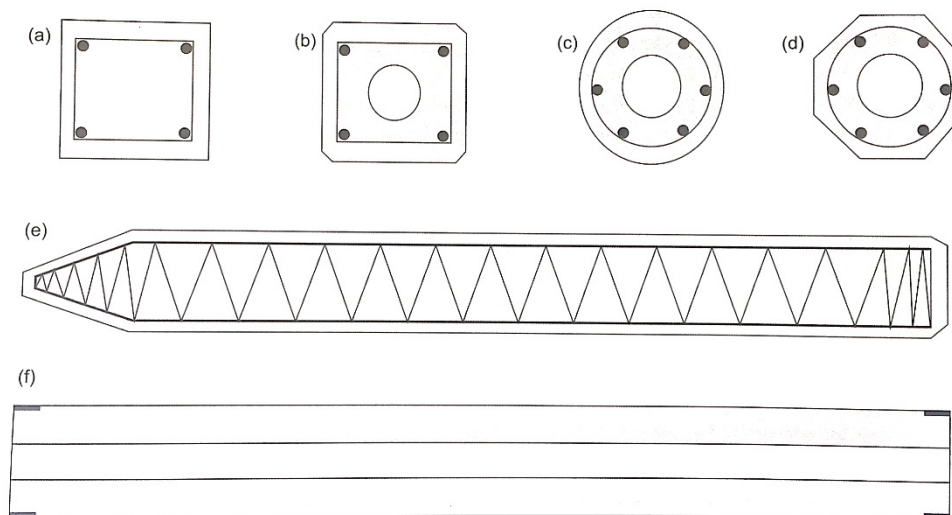


Figura 4 (a) à (d) seções transversais;(e) seção transversal com armadura típica; (f) estaca com furo central e anel de emenda (Fonte: VELLOSO e LOPES, 2010)

As estacas pré-moldada de concreto armado, como todos os outros tipos de estacas, apresentam vantagens e desvantagens devido as suas características executivas e de projeto. Dentre as principais vantagens desse tipo de estaca estão: segurança na passagem de camadas de solos muito moles; os agentes agressivos encontrados no solo não agem sobre a cura do concreto; e a qualidade do concreto, devido ao controle tecnológico da concretagem e cura. Dentre as principais desvantagens estão: dificuldades de adaptação às variações do terreno (corte e emendas de difícil execução); para o içamento e a manipulação é necessário um dimensionamento específico, visando a resistência aos esforços apresentados; exigem uma grande área do canteiro (terreno firme e plano) para a estocagem e (ou) fabricação; maior dificuldade na execução e no transporte, exigindo equipamentos com maior capacidade de cargas e; limitadas em seção e comprimento, devido ao peso próprio e dificuldade de cravação em solos compactos, principalmente areia compactas (CAVALCANTE, 2005; CONSTANCIO, 2004).

2.1.2.2 Estaca hélice contínua

A utilização das estacas tipo hélices surgiu na década de 50 nos Estados Unidos, tendo sua técnica introduzida na década de 70 na Alemanha, posteriormente foi disseminada por toda a Europa. Segundo Magalhães (2005), no Brasil o uso deste tipo de estaca teve início em 1987, porém não existiam equipamentos adequados para a sua execução, sendo os mesmos montados sob guindastes de esteiras, com torque de 35 kN.m e diâmetros da hélice de 27,5 cm, 35 cm e 42,5 cm, podendo ser executadas estacas com até 15 metros de profundidade.

Ao longo dos anos, após vários investimentos das empresas executoras de estacas tipo hélice contínua, tornou-se possível a execução com até 32 m de profundidade, diâmetro de até 120 cm e torque disponível de até 390 kN.m (TAVARES, 2009).

Segundo Massad *et al.* (2005) as estacas tipo hélices contínuas se tornaram bastante populares, devido aos avanços técnicos combinados com o baixo custo, entretanto necessitam de uma maior atenção no processo executivo, devido a perturbação do solo causada pela extração da hélice e falhas na integridade da estaca ao longo do fuste, devido a concretagem em trechos com solos de baixa resistência e ou moles. É evidente que a sensibilidade do operador durante a perfuração do fuste é um fator limitante, pois é necessário um cuidado durante os procedimentos de escavação e extração do trado, podendo causar a descompressão do terreno. Entretanto, devido ao controle e monitoramento eletrônico durante esses procedimentos, à estaca tipo hélice contínua apresenta como vantagem, em relação às outras estacas escavadas, a eliminação da descompressão do solo.

A norma NBR 6122 (ABNT, 2010) descreve essa estaca como de concreto moldada *in loco*, executada mediante a introdução no terreno, por rotação, de um trado helicoidal contínuo e de injeção de concreto pela própria haste central do trado, simultaneamente à sua retirada, a armação é colocada após a concretagem da estaca, conforme esquematizado na Figura 5.

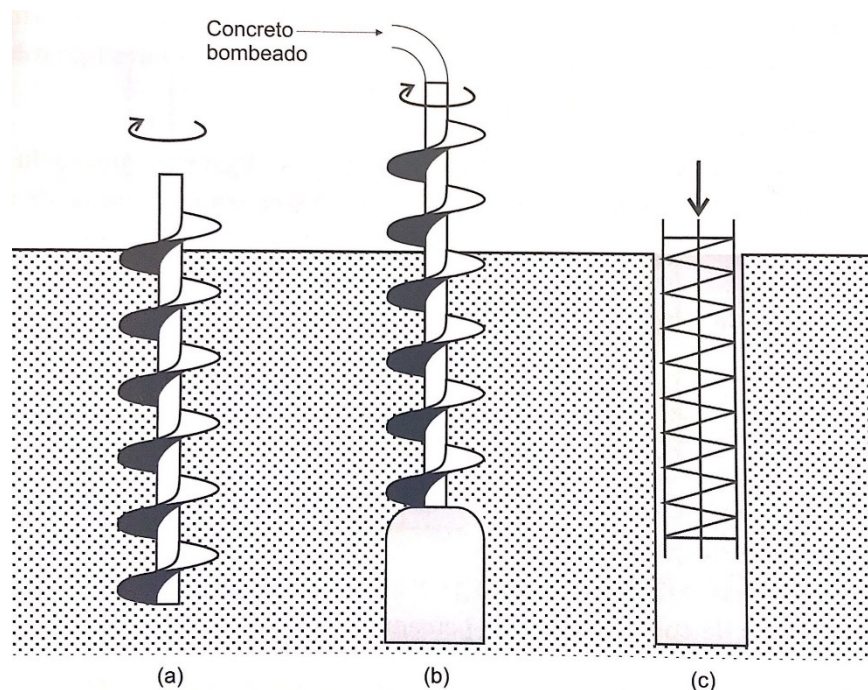


Figura 5 (a) escavação do fuste da estaca; (b) lançamento do concreto durante a retirada da hélice contínua; c) instalação da armadura. (Fonte: VELLOSO e LOPES, 2010)

Segundo Velloso e Lopes (2010), a perfuração consiste na introdução da hélice no terreno, sendo movimentada de forma pneumática por motores, até a cota determinada pelo projeto. A concretagem se inicia após alcançada essa profundidade desejada, com o bombeamento do concreto de forma contínua através de um tubo central, ao mesmo tempo que a hélice é retirada do fuste, sem girar. Por fim, a armadura é colocada de forma manual pelos colaboradores, com o auxílio de um peso e ou vibrador.

2.1.3 ENSAIOS DE PROVA DE CARGA

Além dos métodos teóricos e semi-empíricos para a determinação da capacidade de carga total, lateral e de ponta de uma estaca, uma outra ferramenta, considerada a mais precisa, é a realização de ensaios de campo, pois conseguem captar os comportamentos que ocorrem com o sistema solo-estaca, estes são os ensaios de prova de carga estática e ensaio de carregamento dinâmico.

A partir dos dados obtidos pelo ensaio de SPT, são definidos os tipos de estaca e o diâmetro ou seção transversal do fuste, podendo obter-se, para cada furo de sondagem, o comprimento (L) da estaca, no qual está relacionado o valor da capacidade de carga (R) do sistema estaca-solo (CINTRA *et al.*, 2013).

Segundo a NBR 6122 (ABNT, 2010), a determinação da carga admissível pode ser teórica, quando o cálculo é feito de acordo com a teoria desenvolvida dentro da mecânica dos solos, ou semi-empíricos, quando são usadas correlações com ensaios *in situ*. A carga de ruptura pode ser determinada através de provas de carga estática, executadas de acordo com a NBR 12131 (ABNT, 2006), ou pelo ensaio de carregamento dinâmico, visando à avaliação de cargas mobilizadas na interface solo-estaca, fundamentada na Teoria da Equação de Onda Unidimensional, conforme a NBR 13208 (ABNT, 2007).

2.1.3.1 Ensaios de prova de carga estática

Segundo Milititsky (1991), é fundamental que sejam seguidas, de forma rigorosa, as orientações da norma, para permitir análises comparativas entre os resultados.

O ensaio de prova de carga estática pode ser realizado em um elemento estrutural de fundação (estaca) que faz parte da obra, ou em um elemento executado especialmente para ser testado, geralmente denominado “estaca teste” (NIYAMA *et al.*, 1998).

Mesmo tal ensaio sendo considerado a forma mais confiável de prever a capacidade de carga, o seu elevado custo proporciona uma limitação no número de ensaios, influenciando na acurácia da constatação do valor médio e do desvio padrão da capacidade de carga. (AOKI e CINTRA, 2000)

O principal objetivo de uma prova de carga é fornecer informações para avaliar o comportamento de carga da estaca versus o recalque, e estimar suas características de capacidade de carga.

Segundo Melo (2009), as provas de carga estáticas fornecem dados importantes como a curva carga x recalque, a previsão do comportamento da capacidade de carga, o recalque associado à carga de trabalho e o coeficiente de segurança do estaqueamento. Caso se utilizem provas de carga instrumentadas, pode-se obter outros dados como a distribuição do atrito ao longo do fuste e a resistência de ponta.

Segundo a NBR 12131 (ABNT, 2006), o ensaio consiste basicamente na aplicação de cargas conhecidas no topo da estaca, sendo estes esforços axiais, de tração ou compressão, ou esforços transversais, em que são realizados incrementos sucessivos e iguais (estágios de carga), com o monitoramento constante dos respectivos recalques

para cada carregamento, na cabeça da estaca (deslocamentos verticais para baixo, que compreendem o encurtamento elástico do fuste e o recalque da ponta da estaca), até que se atinja a ruptura ou a carga máxima programada, seguida do descarregamento. Quando ocorre um recalque considerado elevado antes de se atingir o carregamento máximo, o mesmo pode ser interrompido, e descarregar o sistema.

Deve-se montar um sistema para a realização do ensaio, em que o carregamento aplicado na estaca é efetuado usando um macaco hidráulico, e a absorção dos esforços de reação fica a cargo da viga metálica e do sistema de ancoragem, esse que pode ser de três tipos: estacas de reação (Figura 6), tirantes (Figura 7) e cargueira (Figura 8), estes que devem ser dimensionados para atender à carga máxima pretendida no ensaio.

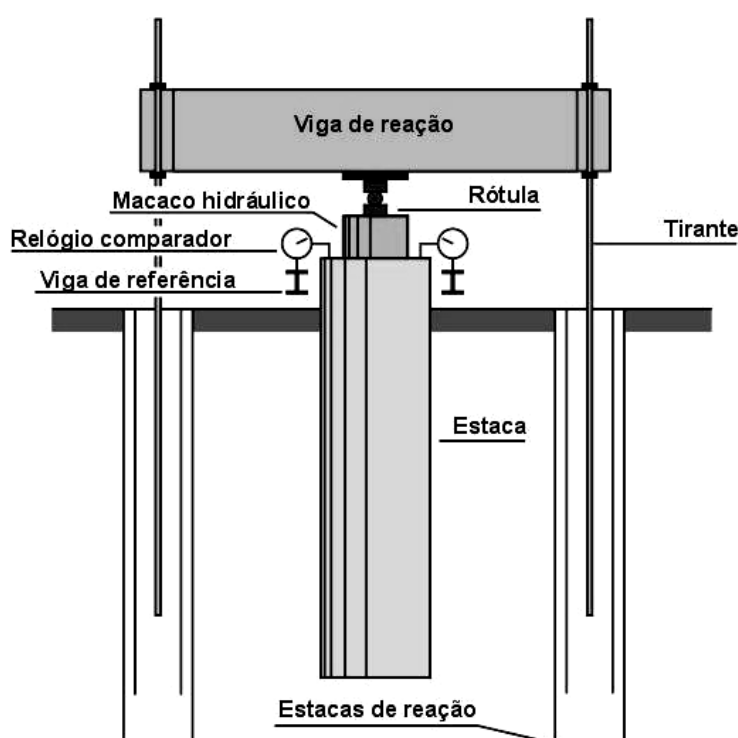


Figura 6 Esquema para realização do ensaio de prova de carga estática, com viga metálica e estacas de reação (Fonte: NEVES, 2004)

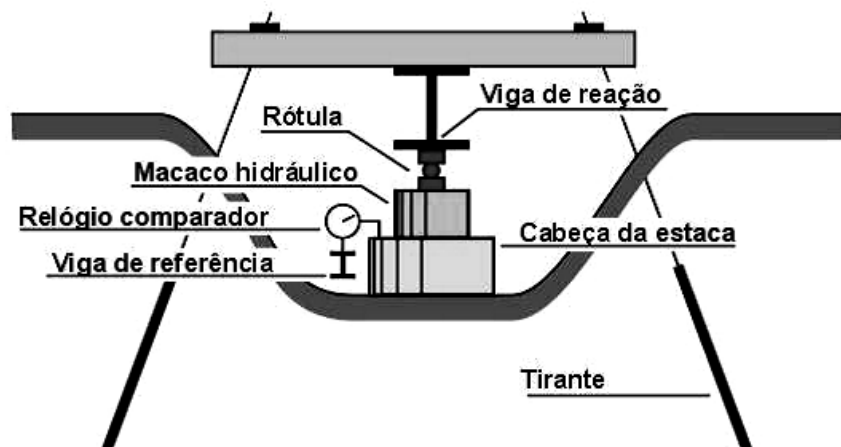


Figura 7 Esquema para realização do ensaio de prova de carga estática, com tirantes como sistema de reação. (Fonte: NEVES, 2004)

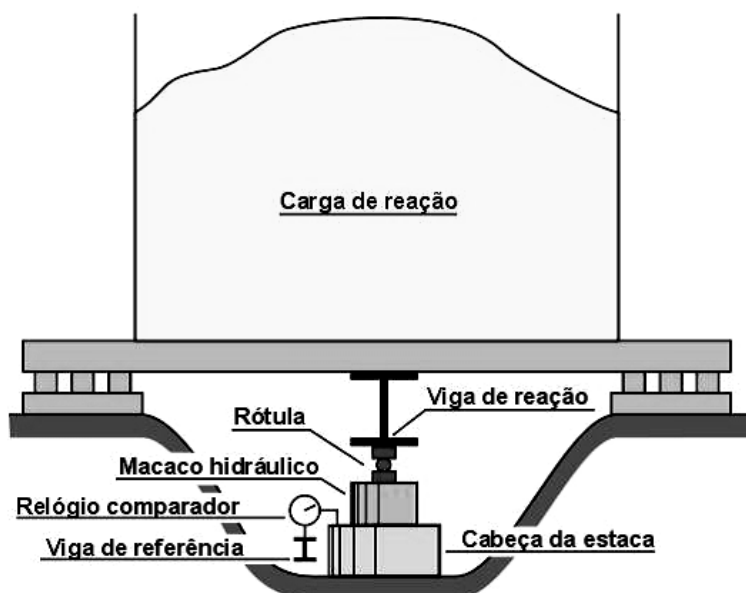


Figura 8 Esquema para realização do ensaio de prova de carga estática, com sistema de reação cargueira. (Fonte: NEVES, 2004)

Uma aplicação do sistema de reação utilizando estacas, conforme Figura 9, foi realizada no empreendimento Edifício Ilhas Gregas, no município de Sinop, localizado na região norte do Estado de Mato Grosso, em que três estacas tipo hélice contínua, de diâmetros variando entre 40 e 60 centímetros, tiveram suas capacidades de carga determinadas através do ensaio de prova de carga estática.



Figura 9 Sistema montado para o ensaio de prova de carga estática, a) Arranques das estacas de reação e bloco de coroamento e b) Montagem do sistema (Fonte: Soares *et al.*, 2014).

Para a realização desse estudo foram confeccionadas ao todo 15 estacas, além das 240 previstas no projeto, sendo 13 (treze) estacas de reação, todas de 60 cm de diâmetro com 30 m de comprimento, e 03 (três) para a realização do ensaio. O posicionamento das estacas de reação e da estaca ensaiada são apresentados na Figura 10.

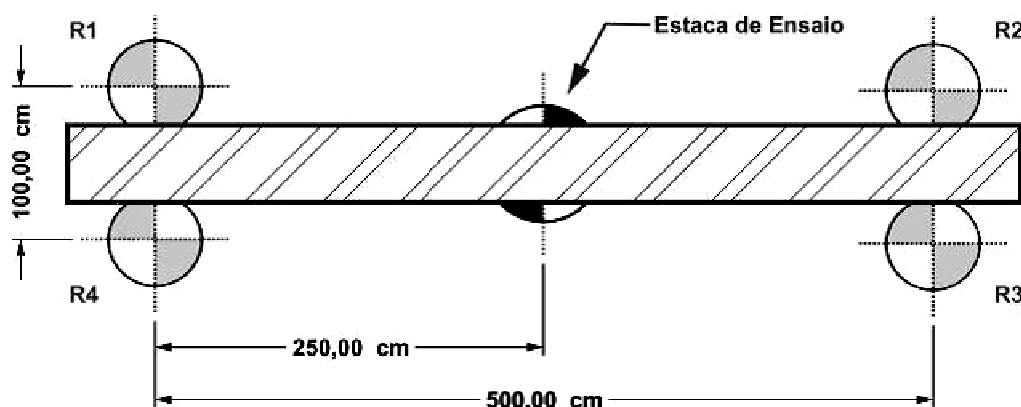


Figura 10 Croqui da montagem do sistema de reação das estacas ensaiadas (Fonte: Soares *et al.*, 2014).

A norma NBR 12131 (ABNT, 2006) prescreve quatro formas de carregamento para a prova de carga estática: lento, rápido, misto (lento seguido de rápido) e cíclico (lento ou rápido, para estacas submetidas a esforços axiais de compressão), os deslocamentos correspondentes a estes tipos de carregamento podem ser diferentes, logo sua interpretação deve considerar o tipo empregado.

No ensaio com carregamento lento, segundo a NBR 12131 (ABNT, 2006), deve-se programar estágios de carga com incrementos sucessivos e iguais a 20% da carga admissível de projeto, logo totalizando dez estágios. A carga máxima possível no ensaio é definida pela NBR 6122 (ABNT, 2010) como sendo duas vezes a carga admissível prevista em projeto. Como critério de estabilidade de recalque, para a mudança de estágio, a NBR 12131 (ABNT, 2006) prescreve que a diferença entre duas leituras

consecutivas não deve ser superior a 5% do recalque do estágio (entre o recalque da estabilização do estágio anterior e o atual). A mesma norma traz que as leituras devem ser feitas imediatamente após a aplicação da carga correspondente ao estágio, seguindo de leituras após 2 min, 4 min, 8 min, 15 min, 30 min, 1 h, 2 h, 3 h, 4 h etc., contados a partir do início do estágio, até se atingir a estabilização.

Já para o ensaio rápido são realizados incrementos de carga iguais e sucessivos, com cargas não superiores a 10% da carga de trabalho prevista para a estaca ensaiada. A carga deve ser aplicada e mantida durante 10 min, independentemente da estabilização dos deslocamentos. Em cada estágio, os deslocamentos devem ser lidos obrigatoriamente no início e no final do estágio, quando atingida a carga máxima do ensaio, devem ser feitas leituras a 10 min, 30 min, 60 min, 90 min e 120 min. Após 10 min referentes ao descarregamento total, são feitas mais duas leituras em 30 min e 1 h.

Para o ensaio com carregamento misto (lento, seguido de rápido) deve ser aplicado o carregamento lento até 1,2 vez a carga de trabalho da estaca, a seguir, executar o ensaio com carregamento rápido.

A NBR 12131 (ABNT, 2006) divide o ensaio cíclico em ensaio lento e ensaio rápido. O ensaio cíclico lento baseia-se em incrementos de carga iguais e sucessivos, com cargas não superiores a 20% da carga de trabalho prevista para a estaca ensaiada, entre os ciclos sucessivos de carga-descarga. Em cada ciclo de carga-descarga, apenas uma carga deve ser aplicada e mantida em cada estágio até atingir a estabilização dos deslocamentos por um tempo mínimo de 30 min. Em cada ciclo, as leituras são feitas a partir do início do estágio em 2 min, 4 min, 8 min, 15 min, 30 min, 1 h, 2 h, 3 h etc., até atingir a estabilização. A estabilização é avaliada no momento em que a diferença entre as duas leituras consecutivas corresponder a, no máximo, 5 % do deslocamento total do mesmo estágio. Se a estaca não atingir a ruptura, o período entre a estabilização dos recalques e o início do descarregamento não deve ser menor que 12 h. Os descarregamentos de cada ciclo devem ser feitos de uma só vez, um único estágio por ciclo. Em cada ciclo, a carga nula no topo da estaca é mantida até a estabilização dos deslocamentos.

O ensaio cíclico rápido consiste em incrementos de carga iguais e sucessivos, com cargas não superiores a 10% da carga de trabalho prevista para a estaca ensaiada, entre os ciclos sucessivos de carga-descarga. Em cada ciclo de carga-descarga, apenas uma carga deve ser aplicada e mantida em cada estágio durante 10 min, independente da estabilização dos deslocamentos. O recalque máximo do topo deve ser de, no

mínimo, 10% a 20% o diâmetro da estaca. No último ciclo, quando for atingida a carga máxima do ensaio, devem ser feitas leituras a 10 min, 30 min, 60 min, 90 min e 120 min. Os descarregamentos de cada ciclo devem ser feitos de uma só vez, um único estágio por ciclo. Em cada ciclo, a carga nula no topo da estaca é mantida por 10 min, com a leitura dos respectivos deslocamentos. Após 10 min referentes ao descarregamento total do último ciclo, são feitas mais duas leituras em 30 min e 1 h.

Segundo CINTRA *et al.*(2013), a partir da realização do ensaio e coleta de dados é obtida a curva carga x recalque, $P \times \rho$, em que P é a carga aplicada no topo da estaca, representada no eixo das abscissas, e ρ é o recalque do topo da estaca, representado no eixo das ordenadas voltadas para baixo, seguindo a tradição de fundações. Na Figura 11 pode-se notar os pontos obtidos através dos estágios de carregamento e recalque, e a curva interpolada a partir desses pontos.

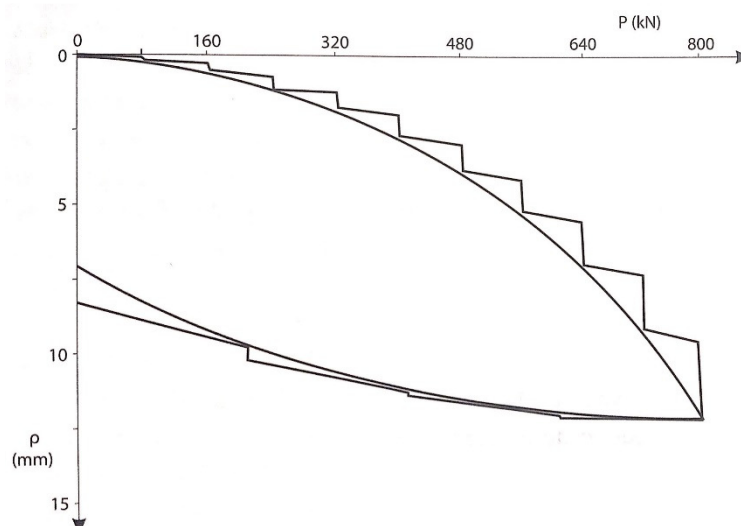


Figura 11 Curva carga x recalque com a representação dos estágios (Fonte: CINTRA *et al.*, 2013).

Segundo a NBR 6122 (ABNT, 2010), o critério de ruptura convencional para qualquer prova de carga, em que não ocorra ruptura nítida, adota a carga de ruptura como aquela correspondente à interseção da curva x recalque (extrapolada se necessário) com a reta da(Equação 1), como pode ser visto na Figura 12.

$$\rho = \frac{D}{30} + \frac{P \cdot L}{A \cdot E}$$

(Equação 1)

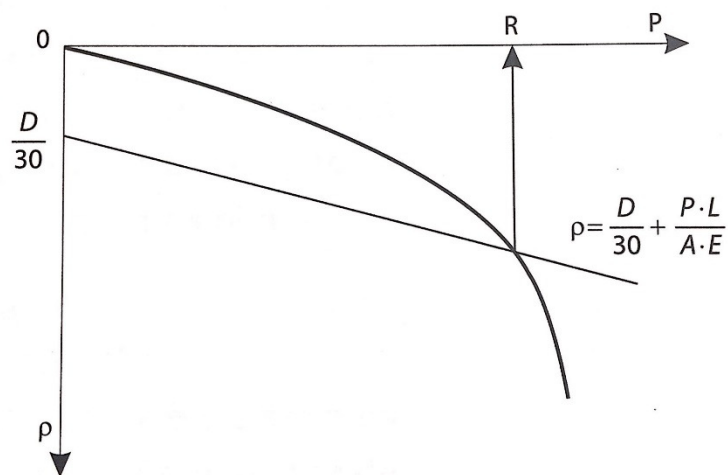


Figura 12 Critério de ruptura estabelecido pela NBR 6122 (Fonte: CINTRA *et al.*, 2013).

2.1.3.2 Ensaio de carregamento dinâmico

Seu procedimento executivo é normatizado pela NBR 13208 (ABNT, 2007), em que o comportamento da estaca submetida a um carregamento dinâmico, realizado pelo bate estaca conforme a Figura 13, com os resultados obtidos pela instrumentação, estes são interpretados teoricamente com base na teoria da equação de onda, conforme o método numérico de Smith (1960), de modo a possibilitar a determinar a capacidade de carga lateral, de ponta e total da estaca, bem como a integridade da estaca.

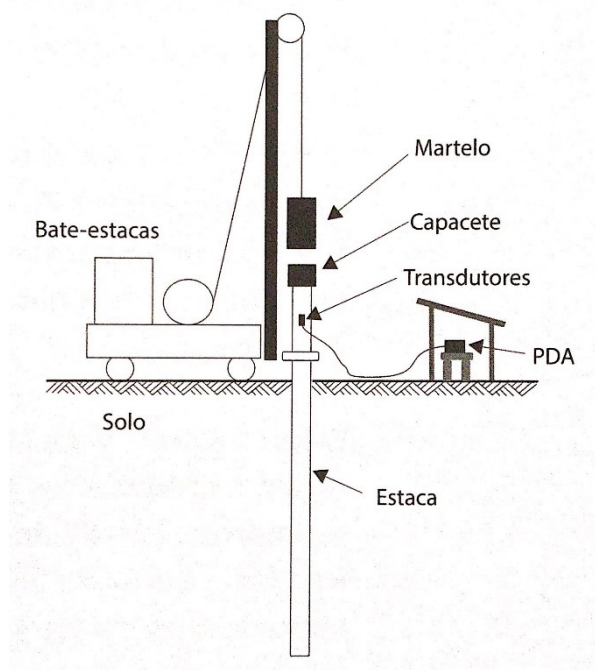


Figura 13 Representação da prova de carga dinâmica com bate estaca (Fonte: CINTRA *et al.*, 2013).

Aoki (1991) afirma que a pretensão de se determinar a capacidade de carga a partir de um golpe do martelo é comparável à tentativa de se determinar a capacidade de carga a partir de um único ponto da curva carga-recalque de uma prova de carga estática.

Aoki (1989) propõe uma prova de carga dinâmica com aplicação de impactos crescentes de energia possibilitando o traçado de uma curva carga estática mobilizada x deslocamento dinâmico semelhante à curva carga-recalque. As energias crescentes neste ensaio são obtidas pelo aumento das alturas de queda do martelo.

Segundo Aoki (1997), na prova de carga dinâmica de energia crescente utilizando o sistema PDA (*Pile Driving Analyser*), aplicam-se vários impactos de energia cinética (T) crescente, que mobilizam resistências (R) e resultam em deslocamentos (D). Para cada golpe são utilizados os mesmos modelos e interpretações do ensaio com energia constante. A partir dos resultados é possível analisar a evolução do comportamento do sistema estaca-solo sob a ação de energia cinética crescente.

O objetivo da prova de carregamento dinâmico de energia crescente é determinar a curva carga mobilizada x deslocamento, referente a uma série de golpes do martelo. A determinação da capacidade de carga através da curva é feita utilizando-se os mesmos procedimentos das provas de carga estática.

Para a obtenção da resposta da estaca ao impacto do martelo, são utilizados transdutores em uma seção da estaca acima da superfície do terreno. Transdutores de deformação específica e de aceleração são usados para a estimativa dos valores de força e deslocamento em uma seção no topo da estaca, durante a propagação da onda ao longo do fuste (descendente e ascendente). (CINTRA *et al.*, 2013).

Segundo a NBR 13208 (ABNT, 2007), a análise desses dados coletados deve seguir procedimentos reconhecidamente consagrados em nível nacional e/ou internacional, sendo eles o método simplificado, do tipo “CASE”, e o método numérico, do tipo “CAPWAP”.

O método simplificado, do tipo CASE, tem seu nome originário da instituição na qual foi desenvolvido nas décadas de 60 e 70 (*Case Western Research University*, Ohio, EUA). Ele permite que se estime a resistência estática mobilizada em um golpe do martelo, através dos resultados de leituras de força e velocidade em uma seção instrumentada de uma estaca.

A estimativa da capacidade de carga do método CASE é dada pela soma do atrito lateral e resistência de ponta através da (Equação 2).

$$R_t = \frac{[(F_{t1} + F_{t2}) + \left(\frac{EA}{c}\right) \cdot (v_{t1} - v_{t2})]}{2}$$

(Equação 2)

Em que:

R_t = resistência total dinâmica;

F_{t1} = força medida no instante t_1 ;

F_{t2} = força medida no instante t_2 ;

A = área da seção transversal do elemento estrutural de fundação;

E = módulo de deformabilidade do material do elemento estrutural de fundação;

c = velocidade da onda de tensão;

v_{t1} = velocidade medida em t_1 (instante da passagem da onda incidente);

v_{t2} = velocidade medida em t_2 (instante da chegada desta onda refletida na ponta).

Já o método numérico, do tipo “CAPWAP” (*Case Pile Wave Analysis Program*), foi desenvolvido paralelamente ao método CASE, na *Case Western Research University* (EUA), e permite uma análise mais elaborada dos sinais obtidos pela instrumentação. O método consiste na modelagem do sistema estaca-solo, como sendo uma série de massas e molas, com o objetivo de se obter a carga estática mobilizada durante o golpe do martelo.

Segundo Niyama *et al.* (1998), o programa CAPWAP® é o método mais utilizado para estimativa da capacidade de carga a partir de dados de medições de força e aceleração.

Na análise da cravação da estaca são consideradas três incógnitas: a força na estaca, a velocidade da estaca e a condição de contorno. Se duas das três são conhecidas, a outra pode ser determinada. A condição de contorno inclui a resistência mobilizada, a distribuição de resistência, a deformação elástica máxima (*quake*) e a constante de amortecimento (*damping*).

No método “CAPWAP” as forças de reação do solo são passivas, e expressadas como uma função do movimento da estaca. A reação do solo é representada por componentes elastoplásticos e viscolineares. A análise é iterativa, atribuindo-se valores para os parâmetros do solo. A mesma é prosseguida até a obtenção da concordância suficiente entre as curvas de força calculada e medida e, nessa situação, os correspondentes parâmetros do modelo são considerados representativos.

Uma vez atingido o melhor ajuste, o programa imprime o modelo de solo adotado, com os valores de resistência mobilizada, distribuição de resistência ao longo da profundidade, *quake* e *damping*. O programa também simula a prova de carga estática, usando o modelo da estaca, a distribuição da resistência e o *quake*. Sendo simulada a aplicação de incrementos de carga no topo da estaca e calculada a penetração do elemento associada a valores estáticos de resistência. Determinando assim, a curva carga-deslocamento do topo da estaca.

2.1.4 MÉTODOS DE PREVISÃO DE CAPACIDADE DE CARGA DE FUNDAÇÕES PROFUNDAS

Segundo CINTRA e AOKI(2010), no que se entende sobre o problema físico da capacidade de carga de uma estaca, nota-se uma variação de tensões resistentes ao longo do fuste da estaca e junto à sua ponta, separando a resistência da estaca em duas parcelas, em unidades de força: a resistência por atrito lateral ou apenas resistência lateral (R_L), e a resistência de ponta (R_p), conforme apresentado na Figura 14, a capacidade de carga da estaca é dada pela soma das duas parcelas (Equação 3).

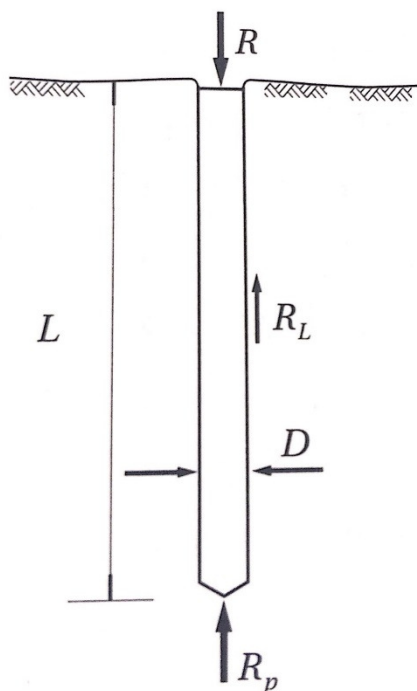


Figura 14 Parcelas de resistência que contribuem para a capacidade de carga (Fonte: CINTRA e AOKI, 2010)

Para obter a parcela da ponta (R_p), basta multiplicar a resistência de ponta, em unidade de tensão (r_p), pela área da seção transversal da ponta ou base da estaca (Equação 4), já para a parcela do atrito (R_L), o perímetro (U) é multiplicado pelo

somatório das forças resistentes por atrito lateral nos vários segmentos da estaca (Equação 5), sendo obtidas pelo produto entre a resistência lateral (r_L) e suas respectivas variações de cotas (Δ_L).

$$R = R_L + R_P \quad \text{(Equação 3)}$$

$$R_P = r_p \cdot A_p \quad \text{(Equação 4)}$$

$$R_L = U \cdot \Sigma(r_L \cdot \Delta_L) \quad \text{(Equação 5)}$$

A determinação da capacidade de carga de fundações profundas em estacas pode ser obtida a partir de várias formulações e métodos, que basicamente, dividem-se em formulações teóricas e métodos semi-empíricos.

Inúmeros autores (*e.g.* Terzaghi, 1943; Meyerhof, 1951, 1976; Berezantzev, 1961 e Vésic, 1972) desenvolveram teorias clássicas através das pesquisas sobre o problema e apresentaram suas contribuições, nas quais, cada um postula diferentes mecanismos de ruptura da base da estaca, conforme Figura 15, produzindo uma diversidade de proposições, decorrente da dificuldade do ajuste de um modelo físico e matemático para a ruptura em fundações profundas (LOBO, 2005).

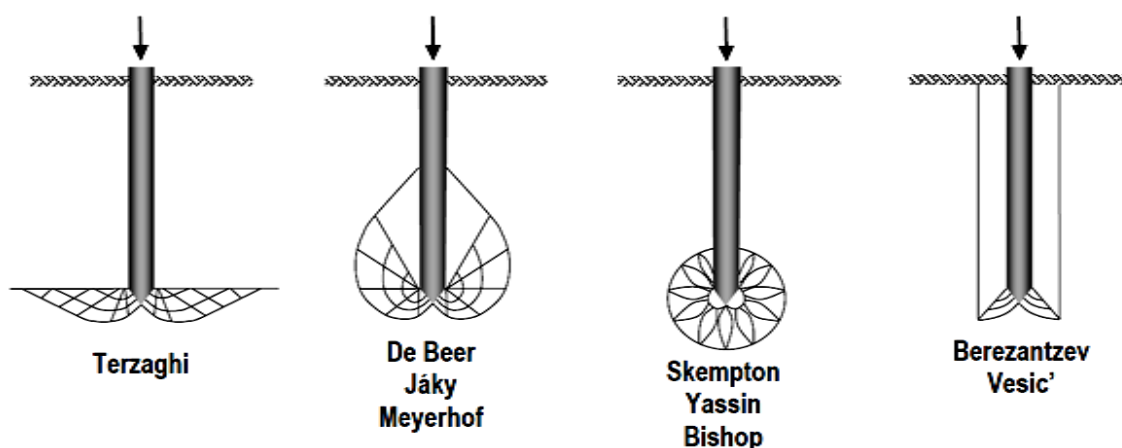


Figura 15 Mecanismos de ruptura da base da estaca das diversas soluções clássicas de capacidade de carga (Fonte: VESIC', *apud* CINTRA; AOKI, 1999)

As formulações teóricas apresentam uma elevada discrepância, entre os valores propostos pelos autores para o N_q (fator de capacidade de carga), levando a um descrédito da sua utilização. Outra limitação é a consideração que o solo é

exclusivamente coesivo ou granular, enquanto frequentemente na natureza o mesmo se comporta como $c-\phi$, apresentando coesão e ângulo de atrito (CINTRA e AOKI, 2010).

Os métodos semi-empíricos são propostos por muitos autores para atender a lacuna deixada pelas formulações teóricas, devido as suas limitações. Estes métodos são baseados em correlações empíricas entre dados de ensaios *in situ* ajustados com resultados de provas de carga (CINTRA e AOKI, 2010).

Segundo Hachich *et al.* (1998), os dois métodos semi-empíricos mais utilizados no Brasil para efetuar o dimensionamento de fundações em estacas são o de Aoki-Velloso (1975) e Decóurt-Quaresma (1978), visto que já sofreram algumas atualizações, como exemplo uma extensão ao método de Decóurt-Quaresma (1978), proposta por Decóurt *et al.* (1996).

2.1.4.1 Método de Aoki-Velloso (1975)

O método de Aoki-Velloso foi introduzido em 1975, concebido originalmente a partir da comparação de resultados de prova de carga em estacas com resultados de ensaios de cone. No método proposto originalmente, tanto as tensões-limite de carga última de ponta quanto a de atrito lateral eram avaliadas em função da tensão de ponta medida do Ensaio de Penetração do Cone (CPT). Posteriormente, para que o método pudesse ser aplicado com resultados de ensaio de SPT, buscou-se desenvolver um fator de conversão (K), que transforma a resistência da ponta do cone para N_{SPT} . Tal método calcula a carga última das estacas em função do tipo de solo e do tipo de estaca, sendo determinada através da soma das parcelas de atrito lateral (Equação 6) e ponta (Equação 7).

$$P_l = \sum_1^n (U \cdot \alpha \cdot K \cdot N_L \cdot \Delta_L)$$

(Equação 6)

Em que:

P_l = parcela do atrito lateral (kN);

U = perímetro da seção transversal da estaca (m);

N_L = número de golpes de SPT de cada camada;

Δ_L = comprimento da camada respectiva (m);

n = número de camadas.

$$P_p = K \cdot N_p \cdot A_p$$

(Equação 7)

Onde:

P_p = parcela de resistência de ponta (kN);

N_p = número de golpes de SPT da camada de apoio da ponta da estaca;

A_p = área da seção transversal da ponta da estaca (m).

Os fatores K, coeficiente que depende do tipo de solo, e α , coeficiente da razão de atrito, foram propostos com base na experiência e em valores da literatura, sendo escolhidos em função do tipo de solo, podendo ser encontrados na Tabela 1.

Tabela 1 Coeficiente K e α

Tipo de Solo	K(MPa)	α (%)
Areia	1000	1,4
Areia siltosa	800	2,0
Areia silto-argilosa	700	2,4
Areia argilosa	600	3,0
Areia argilosa-siltosa	500	2,8
Silte	400	3,0
Silte arenoso	550	2,2
Silte arenoso-argiloso	450	2,8
Silte argiloso	230	3,4
Silte argilo-arenoso	250	3,0
Argila	200	6,0
Argila arenosa	350	2,4
Argila areno-siltosa	300	2,8
Argila siltosa	220	4,0
Argila silto-arenosa	330	3,0

Fonte: Aoki e Velloso (1975).

Os autores consideraram os coeficientes F1 e F2, para ponderar as diferenças de comportamento entre a estaca (protótipo) e o cone (modelo). Na Tabela 2 são apresentados os valores dos coeficientes de transformação, F1 e F2, que variam de acordo com o tipo de estaca.

Tabela 2 Coeficiente de transformação F1 e F2

Tipo de estaca	F1	F2
Franki	2,50	5,00
Pré-moldada	1,75	3,50
Metálica	1,75	3,50
Escavada	3,00	6,00
Hélice contínua, ômega e raiz	2,00	4,00

Fonte: Aoki e Velloso (1975).

O método ao longo do tempo foi sofrendo aprimoramentos desses fatores, Aoki (1985) constata que o método, para estacas pré-moldadas de pequenos diâmetros, é conservador demais e propõe (Equação 8):

$$F_1 = 1 + \frac{D}{0,80} \quad (D \text{ em metros})$$

(Equação 8)

Em que D é o diâmetro ou lado da seção transversal do fuste da estaca, mantendo a relação $F_2 = 2F_1$.

A carga última P_{ult} é obtida pela resistência de ponta (P_P) e pelo atrito lateral (P_l) divididos por F_1 e F_2 , respectivamente, conforme a (Equação 9).

$$P_{ult} = \frac{P_P}{F_1} + \frac{P_l}{F_2}$$

(Equação 9)

2.1.4.2 Método de Décourt & Quaresma (1978)

A formulação de Décourt & Quaresma (1978), como método para a estimativa da capacidade de carga, é fundamentado no valor N dos resultados de ensaios de SPT e a partir de uma estaca padrão. Desenvolvido a princípio para estacas pré-moldadas de concreto, sendo realizados aprimoramentos com o objetivo de estendê-lo para outros tipos de estacas tais como, escavadas em geral, hélice contínua e injetadas. Décourt & Quaresma (1978) apresentam os valores de C (Tabela 3) determinados experimentalmente, considerando os resultados de 41 provas de carga em estacas pré-moldadas de concreto. Os valores atribuídos à variável C relacionam a resistência de ponta com o valor $SPT_{\text{médio}}$ em função do tipo de solo.

Tabela 3 Valores de C em função do tipo de solo.

Tipo de Solo	Valores de C (Kpa)
Argilas	120
Siltes argilosos 200	200
Siltes arenosos	250
Areias	400

Fonte: Décourt e Quaresma (1978).

O método foi adequado para utilizar os resultados do ensaio SPT-T, através do conceito de N_e , em que N_e é definido como o valor do torque, em kgf.m, dividido por 1,2 (DÉCOURT 1991).

Para contemplar outros tipos de estacas, o método foi estendido por Décourt *et al.* (1996) e, para tanto, foram acrescentados dois coeficientes, os parâmetros α e β (Tabela 4), valores de majoração ou minoração da ponta e do atrito lateral, respectivamente.

Tabela 4 Valores dos coeficientes α e β em função do tipo de solo e estaca.

Tipo de Solo	Coeficiente	Tipo de Estaca				
		Escavadas em geral	Escavadas (bentonita)	Hélice Contínua	Estaca Raiz	Injetada sob altas pressões
Argilas	α	0,85	0,85	0,30	0,85	1,00
	β	0,80	0,90	1,00	1,50	3,00
Areias	α	0,60	0,60	0,30	0,60	1,00
	β	0,65	0,75	1,00	1,50	3,00
Solos Intermediários	α	0,50	0,50	0,30	0,50	1,00
	β	0,50	0,60	1,00	1,50	3,00

Fonte: Décourt *et al.* (1996).

A carga última é a soma das parcelas do atrito lateral (Equação 10) e da resistência de ponta da estaca (Equação 11).

$$P_l = \beta \cdot U \cdot L \cdot 10 \cdot \left(\frac{N_L}{3} + 1 \right)$$

(Equação 10)

Em que:

P_l = parcela do atrito lateral (kN);

U = perímetro da seção transversal da estaca (m);

L = comprimento da estaca (m)

N_L = a média dos valores de N ao longo do fuste, exceto o da camada da ponta e do primeiro metro na superfície. Na determinação de N , os valores de N_{spt} menores que 3, devem ser considerados iguais a 3 e os maiores que 50 devem ser considerados iguais a 50.

$$P_p = \alpha \cdot C \cdot N_p \cdot A_p$$

(Equação 11)

Em que:

P_p = parcela de resistência de ponta (kN);

C = coeficiente dependente do tipo de solo;

N_p = a média do número de golpes do ensaio SPT entre 3 valores obtidos ao nível da ponta da estaca imediatamente acima e imediatamente abaixo desta;

A_p = área da seção transversal da ponta da estaca (m).

A carga admissível da estaca é determinada através do menor entre os dois valores obtidos a partir das equações (Equação 12) e (Equação 13), sendo que a primeira admite o coeficiente global igual a 2,0 (FS), conforme orientação da NBR 6122 (ABNT, 2010), e a segunda utiliza os coeficientes parciais para resistência de ponta igual a 4,0 e para o atrito lateral igual 1,30, conforme o método Décourt e Quaresma (1978):

$$P_{adm} = \frac{P_l + P_p}{2,0}$$

(Equação 12)

ou

$$P_{adm} = \frac{P_l}{1,3} + \frac{P_p}{4,0}$$

(Equação 13)

2.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O uso de Redes Neurais Artificiais (RNA), em inglês “*Artificial Neural Network (ANN)*”, tem sido motivado pelo entendimento de que o cérebro humano processa informações, de uma forma altamente complexa, não-linear e paralela, diferente do realizado pelo computador digital. Tendo o cérebro a capacidade de organizar seus constituintes estruturais, conhecidos como neurônios, de forma a realizar certos processamentos (por exemplo, reconhecimento de padrões, percepção e controle motor) muito rapidamente, assim a RNA é treinada para o reconhecimento dos padrões que envolvam um determinado fenômeno (HAYKIN, 2001).

De uma forma mais geral, a rede neural artificial busca simular a maneira com que o cérebro realiza uma tarefa particular ou um comportamento de interesse. A rede pode ser implementada em componentes eletrônicos ou é simulada por programação em um computador digital.

Segundo Silva (1998), os modelos neurais artificiais têm como principal fonte de inspiração as redes neurais biológicas, logo as RNA são um sistema de processamento

de informação que possui algumas características de desempenho em comum com as redes neurais biológicas. A Figura 16 apresenta um modelo de um neurônio biológico com a sequência de propagação dos sinais pela célula.

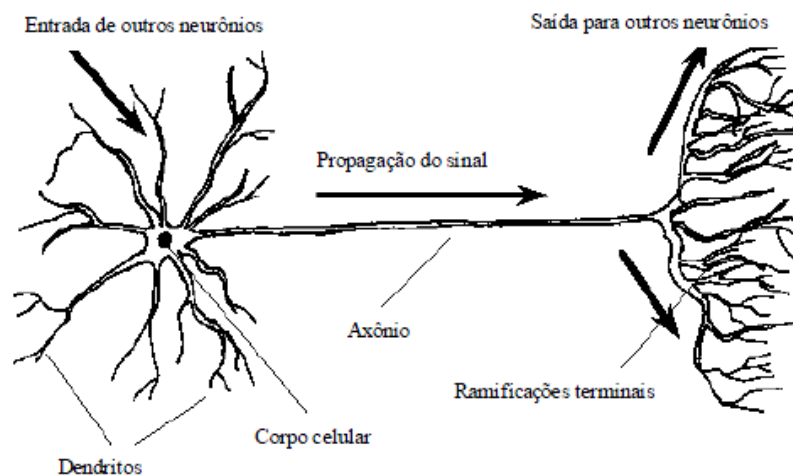


Figura 16 Célula neural biológica com a sequência de programação do sinal (Fonte: SILVA, 1998)

A natureza das RNAs torna seu estudo multidisciplinar, envolvendo pesquisadores de diversas áreas, como neurofisiologia, psicologia, física, computação e engenharia (SILVA, 1998).

Haykin (2001) define a rede neural como um processador maciço distribuído de forma paralela, constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torna-lo disponível para uso. As redes neurais artificiais devem ser capazes de realizar três tarefas: armazenar conhecimento, aplicar o conhecimento para resolver problemas e adquirir novos conhecimentos através de experiência. Assim a RNA assemelha-se ao cérebro em dois aspectos:

- a) O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem;
- b) Forças de conexão entre neurônios, conhecidos como pesos sinápticos, são utilizados para armazenar o conhecimento adquirido.

O processo de aprendizagem de uma RNA é realizado a partir do algoritmo de aprendizagem, que tem como função modificar os pesos sinápticos da rede de uma forma ordenada para alcançar um objetivo do projeto desejado. Além de alterar os pesos sinápticos, a RNA também pode modificar sua própria topologia (HAYKIN, 2001).

O poder computacional de uma rede neural é extraído através da estrutura paralelamente distribuída e segundo sua habilidade de aprender e, portanto, generalizar. A generalização se refere ao fato da rede neural produzir saídas adequadas para entradas que não estavam presentes durante o treinamento. Estas duas capacidades de processamento de informações proporcionam as redes neurais resolver problemas complexos (HAYKIN, 2001).

2.2.1 MODELO DE UM NEURÔNIO

O neurônio é uma unidade de processamento de informação que é fundamental para a operação de uma rede neural. Para ilustrar os princípios básicos de uma unidade de processamento, utilizou-se o modelo de um neurônio artificial, conforme o diagrama da Figura 17, e que é a base para uma RNA.

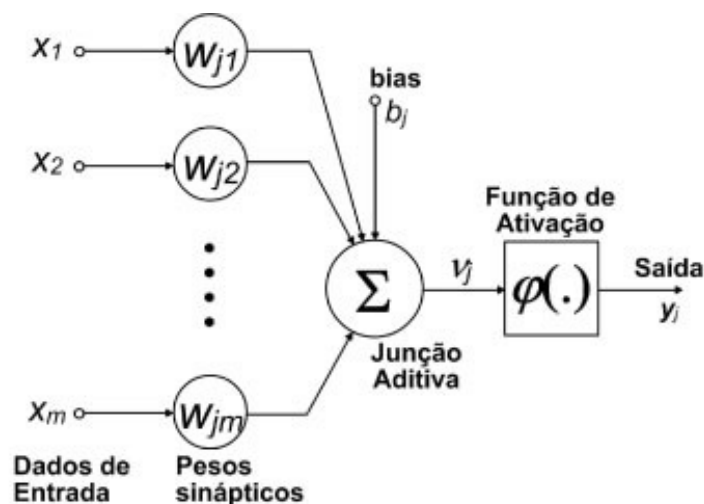


Figura 17 Modelo não-linear de um neurônio, (HAYKIN, 2001)

Os símbolos associados à rede são definidos como:

- m é o número de sinais de entrada do neurônio;
- x_m é o m -ésimo sinal de entrada do neurônio;
- w_{jm} é o peso associado com o m -ésimo sinal de entrada, no neurônio w ;
- b_j é o limiar do neurônio j , frequentemente chamado de bias;
- v_j é uma combinação ponderada dos sinais de entrada e do bias, no w -ésimo neurônio;
- y_j é o neurônio de saída;
- $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação.

Ainda é possível identificar na Figura 17 os elementos básicos do modelo neuronal. Os dados de entrada são as variáveis representativas do fenômeno estudado, tendo seus valores utilizados para alimentar a rede neural artificial durante o treinamento e, simular as respostas da RNA após sua determinação, sendo representados por m terminais de entrada, recebendo os valores de x_1, x_2, \dots, x_m . Ainda, durante o treinamento da RNA, são estimados os valores dos pesos sinápticos de cada neurônio contido na(s) camada(s) intermediária(s), sendo cada um, acoplado aos seus respectivos terminais de entrada, cujos valores podem ser negativos ou positivos, simbolizados por $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$.

O Somador é um outro elemento básico, responsável pela combinação linear (somatório) dos produtos entre os dados de entrada e os pesos sinápticos, também denominado por saída linear u_j .

A função de ativação, $\phi(v)$, visa limitar os sinais de entrada a um determinado intervalo, definindo o valor de saída de um neurônio. Qualquer função matemática pode ser utilizada, mas atualmente, as três funções de ativação mais aplicadas são a linear, a sigmoide e a tangente hiperbólica (SANTOS JR, 2006).

Segundo Fiorin, *et al* (2011) as funções de ativação mais comumente utilizadas são a função limiar (degrau), a função linear e as funções sigmoide: logística e tangente hiperbólica.

Os bias, identificado por b_j , são aplicados externamente, tendo o efeito de aumentar ou diminuir os valores de resposta do somador, dependendo se este é positivo ou negativo respectivamente, possibilitando que a RNA possa realizar correções, considerando dados que, possivelmente, não foram relacionados entre os parâmetros de entrada.

Por fim, a saída, esta que representa o valor de resposta, estimado a partir dos dados de entrada inseridos. Durante o treinamento, sua inserção na RNA é tão importante quanto os dados de entrada, podendo o modelo apresentar mais de uma saída. Após a definição da RNA, a simulação dos valores de saída são feitos com a inserção de novos dados de entrada.

2.2.2 ARQUITETURA DE REDE

Segundo Santos Jr (2006), uma rede neural artificial pode ser caracterizada por três aspectos principais: (1) o padrão de conexões entre os componentes (arquitetura),

(2) o método de determinação dos pesos das conexões (algoritmo de treinamento ou aprendizado) e (3) sua função de ativação. Os modelos neurais artificiais oferecem um paradigma atrativo, pois “aprendem” a resolver problemas através de exemplos. O treinamento de RNAs podem ser classificados em:

- Supervisionado: necessita de um “professor” durante a fase de aprendizagem, que antecede a utilização (execução) da rede; e
- Não-supervisionado: direcionado por correlações existentes nos dados de entrada e, portanto, não necessita de um “professor”.

Segundo Haykin (2001), os neurônios de uma rede neural estão estruturados de acordo com o algoritmo de aprendizagem usado para o treinamento da rede. Em geral, são identificados três tipos diferentes de arquitetura da RNA:

- a) Redes alimentadas adiante com camada única: é a forma mais simples de uma rede em camadas, tendo apenas uma camada de entrada e uma camada de saída. Este tipo de arquitetura de rede é estritamente do tipo alimentada adiante ou acíclica, como visto na Figura 18.

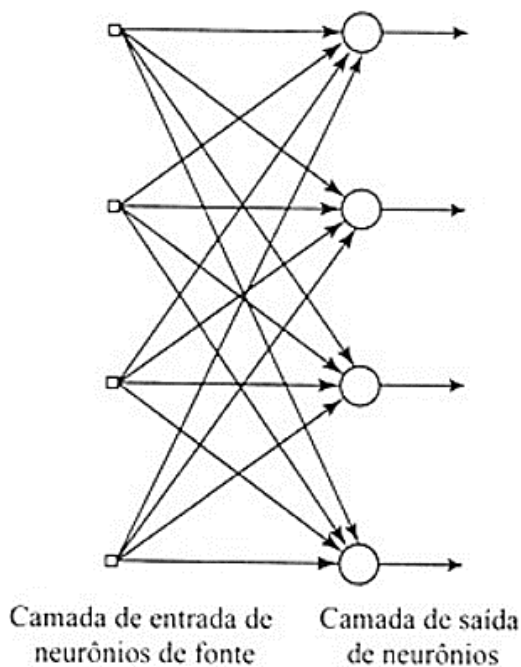


Figura 18 Rede alimentada adiante ou acíclica com uma única camada de neurônios (Fonte: HAYKIN, 2001)

- b) Redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas: este tipo de arquitetura de rede se diferencia do anterior pela presença de uma ou mais camadas ocultas. Quando adicionada uma ou mais camadas ocultas, a rede neural torna-se capaz de extrair estatísticas de ordem elevada, porém só é

vantajoso quando o tamanho da camada de entrada é considerado grande, conforme a Figura 19.

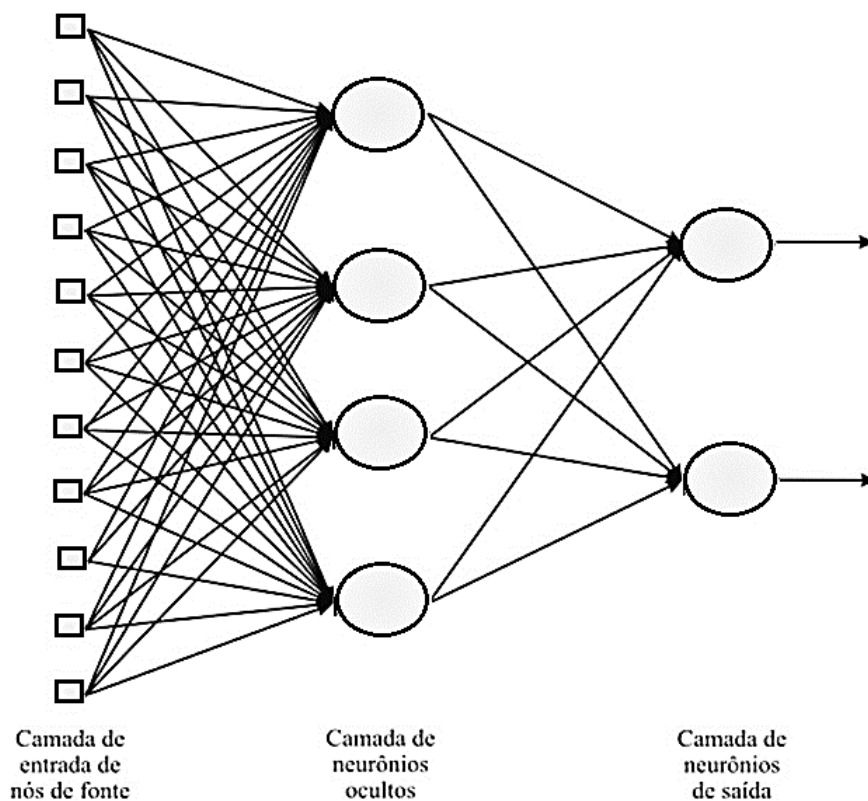


Figura 19 Rede alimentada adiante ou acíclica totalmente conectada com uma camada oculta e uma camada de saída (Fonte: HAYKIN, 2001)

- c) Redes recorrentes: este tipo de rede se diferencia da rede alimentada adiante por ter pelo menos um laço de realimentação. Podendo consistir, por exemplo, de uma única camada de neurônios com cada neurônio alimentando seu sinal de retorno para as entradas de todos os outros neurônios, sendo que não há laços de auto realimentação. Auto realimentação se refere a uma situação onde a saída de um neurônio realimenta a sua própria entrada. A Figura 20 ilustra uma rede com uma camada e a Figura 21 outra classe de rede recorrentes com neurônios ocultos, onde há a auto realimentação.

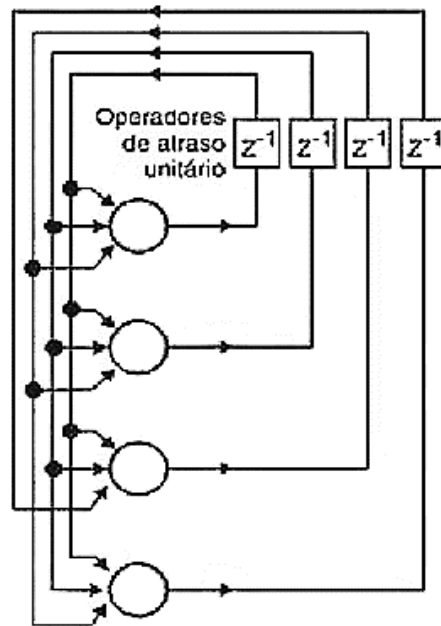


Figura 20 Redes recorrentes sem laços de auto realimentação e sem neurônios ocultos (Fonte: HAYKIN, 2001)

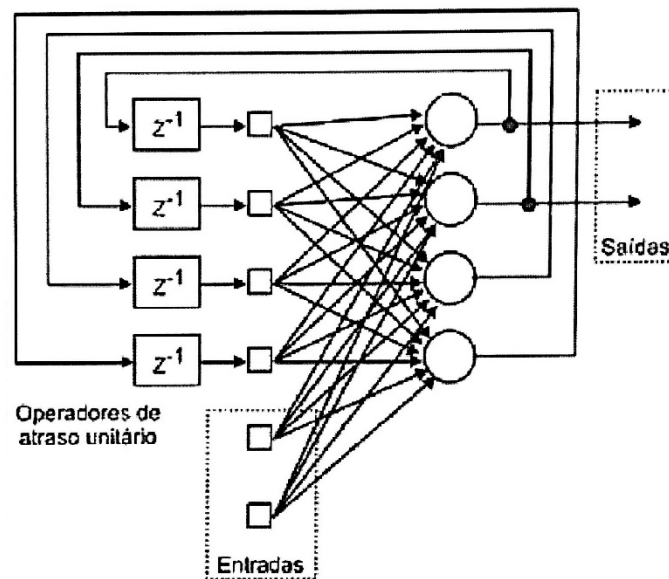


Figura 21 Redes recorrentes com neurônios ocultos (Fonte: HAYKIN, 2001)

Segundo Silva (1998), o fato determinante para a disseminação da utilização das redes neurais foi o desenvolvimento de um método para ajuste de parâmetros de redes não-recorrentes de múltiplas camadas, baseado em um algoritmo denominado retropropagação (backpropagation), tornando-se largamente conhecido após publicações em 1986.

Para auxiliar na definição da arquitetura de uma RNA, Hecht-Nielsen (1987) baseados no teorema de Kolmogorov (1957) propõem a seguinte regra: “uma rede

neural de três camadas, com n neurônios na camada de entrada, poderá ter $2n+1$ neurônios na camada intermediária ou oculta”, levando em consideração que a quantidade excedente de neurônio serão inúteis, ou ainda podem causar erros nos resultados esperados. As redes com essa arquitetura podem ser utilizadas para resolver com sucesso problemas com características não lineares.

Segundo Silva (1998) as arquiteturas do tipo preceptoras de múltiplas camadas (MLP), que são redes somente com propagação positiva (feedforward), constituem os modelos neurais artificiais mais utilizados e conhecidos. Esta consiste em, pelo menos, três ou mais camadas, constituída por uma camada de entrada, uma camada de saída, e um certo número de camadas escondidas. Cada neurônio em uma camada está ligado aos neurônios na camada seguinte, e não existem ligações entre as unidades da mesma camada. O número de neurônios em cada camada pode variar, dependendo do problema.

Os preceptores de múltiplas camadas têm sido aplicados para resolver diversos problemas complexos, através do seu treinamento de forma supervisionada com um algoritmo muito popular conhecido como algoritmo de retropropagação de erro. Este algoritmo é baseado na regra de aprendizagem por correção de erro.

2.2.3 TREINAMENTO DA RNA

O objetivo da fase de treinamento da RNA é ajustar, da melhor maneira possível, os valores dos pesos sinápticos, buscando determinar valores de saídas estimadas pela RNA o mais próximo dos seus correspondentes valores reais, para cada um dos exemplos apresentados pelo banco de dados, sem que se perca sua capacidade de generalização.

Existem diversos algoritmos para se treinar RNA (HAYKIN, 1999), sendo os mais comumente utilizados o de *error back-propagation* (retropropagação do erro) e o de Levenberg-Marquardt (LM).

Segundo Haykin (2001), a aprendizagem por retropropagação de erro consiste em dois passos que se diferenciam. O passo para frente, a propagação, e um passo para trás, a retropropagação. No passo para frente, um padrão de atividade é aplicado aos nós sensoriais da rede e seu efeito se propaga através da rede, camada por camada. Com isso, um conjunto de saídas é produzido como resposta real da rede. Durante o processo de propagação os pesos sinápticos da rede são mantidos fixos. Porém, quando o passo é

para trás, os pesos sinápticos são todos ajustados de acordo com uma regra de correção de erro. Especificamente, a resposta real da rede é subtraída de uma resposta desejada (alvo) para produzir um sinal de erro. Este sinal de erro é propagado para trás da rede, contra a direção das conexões sinápticas, vindo daí o nome de retropropagação de erro. Os pesos sinápticos são ajustados de forma que a resposta final da rede seja o mais próximo da resposta real desejada, em um sentido estatístico.

Com a popularização do algoritmo de *back-propagation*, identificou que o ajuste dos pesos sináptico tende a convergir lentamente, exigindo grande esforço computacional, logo,diversas pesquisas foram realizadas e métodos foram desenvolvidos com afinidade de tornar sua convergência mais rápida. Assim, técnicas de otimização foram utilizadas nesta tarefa. Um dos desenvolvimentos realizados neste sentido foi a incorporação do algoritmo de Marquardt para mínimos quadrados não lineares no algoritmo de *back-propagation*.

O método de Lavenberg-Marquardt (Lavenberg (1944) e Marquardt (1963)) é um algoritmo tipo “quase Newton” anterior às redes neurais, que utiliza a informação das derivadas de segunda ordem, baseado no método dos mínimos quadrados para modelos não-lineares, em contraste ao gradiente descendente, que usa apenas de primeira ordem. Deste modo, o algoritmo Lavenberg-Marquardt tende a ser mais eficiente que o gradiente descendente. Contudo, há a necessidade de se armazenar a matriz Hessiana, que contém as segundas derivadas, o que resulta num uso significativamente maior da capacidade de armazenamento da memória, podendo comprometer sua eficiência no treinamento de grandes modelos de RNA.

A incorporado do método de Lavenberg-Marquardt à área de RNA foi motivada principalmente para a resolução de problemas de otimização, durante a etapa do treinamento das redes multi-camadas, podendo-se inclusive utilizar outros métodos de otimização para tal.

2.2.4 CRITÉRIOS DE PARADA

Segundo Silva (1998), o algoritmo de retropropagação para as redes de múltiplas camadas é uma generalização do método dos mínimos quadrados que utiliza como medida de desempenho o erro quadrático médio (MSE – do inglês *mean squared error*).

O processo de minimização do MSE (ou da função custo), em geral, não tem convergência garantida e não possui um critério de parada bem definido. Um critério de

parada não recomendável, por não levar em conta o estado do processo iterativo de treinamento, é interromper o treinamento após um número fixo de iterações. Para formular tal critério, deve-se considerar a possibilidade de existência de mínimos locais.

Segundo Haykin (2001), considerando que θ^* seja o vetor de parâmetros (pesos) que denota um ponto de mínimo, seja ele local ou global. Uma condição necessária para que θ^* seja um mínimo, é que o vetor gradiente $\nabla J(\theta)$ (ou seja, a derivada parcial de primeira ordem) da superfície de erro em relação ao vetor de pesos θ seja zero em $\theta = \theta^*$. Sendo assim, é possível formular critérios de convergência (ou parada), considerando que o algoritmo de retro-propagação convergiu quando:

1. a norma Euclideana da estimativa do vetor gradiente ($\|\nabla J(\theta)\|$) atingiu um valor suficientemente pequeno.
2. a variação do erro quadrático de uma época para a outra atingir um valor suficientemente pequeno.
3. o erro quadrático médio atingir um valor suficientemente pequeno, ou seja, $J_{med}(\theta) \leq \epsilon$, onde ϵ é um valor suficientemente pequeno.

O problema do critério de parada 1 é que, para simulações bem-sucedidas, o tempo de treinamento pode ser muito longo. Também requerendo o cálculo da norma do vetor gradiente.

Outra propriedade única de um mínimo, e que utilizada como critério de parada 2, é o fato de que a função custo, ou medida de erro, $J_{med}(\theta)$ é estacionária no ponto $\theta = \theta^*$. Uma variação do critério 2 é fazer com que o valor do erro quadrático médio $J_{med}(\theta)$ seja igual ou menor do que um limiar pré-especificado, levando ao critério de parada 3.

Se o critério de parada, por exemplo, é um valor mínimo para o MSE então não podemos garantir que o algoritmo será capaz de atingir o valor desejado. Por outro lado, ao tomar como critério de parada um valor mínimo para a norma do vetor gradiente, então possivelmente o algoritmo, irá produzir como resultado o mínimo local mais próximo da condição inicial. A Figura 22 ilustra uma superfície de erro, e apresenta o possível comportamento do algoritmo.

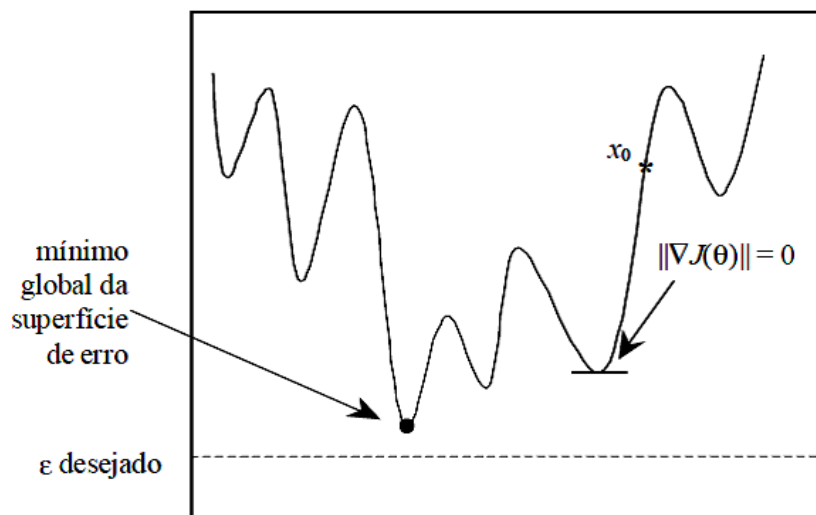


Figura 22 Superfície de erro com vários mínimos locais (Fonte: SILVA, 1998)

Métodos híbridos que combinam diferentes critérios de parada podem ser utilizados. Sendo assim, outro critério de parada bastante útil, e geralmente utilizado em conjunto com algum dos critérios anteriores, é a avaliação da capacidade de generalização da rede após cada época de treinamento. O processo de treinamento é interrompido antes que a capacidade de generalização da rede seja deteriorada.

2.3 APLICAÇÕES DE REDES NEURAIIS EM GEOTECNIA

É sabido que as aplicações para o uso das redes neurais artificiais são amplas, abrangendo qualquer tipo de fenômeno que possa ser previsto, a partir de um padrão determinado. Como exemplo temos, a predição de fenômenos meteorológicos, a análise comportamental de mercados financeiros, auxílio em diagnósticos médicos e na área da engenharia, especificamente em problemas de engenharia geotécnica.

Segundo Jaksa (2008), desde o início dos anos 90, as redes neurais artificiais (RNAs) têm sido aplicadas a quase todos os problemas de engenharia geotécnica, como: ensaios de caracterização (RIZZO *et al.*, 1996), mecânica de rochas (GOKCEOGLU *et al.*, 2004), geotecnia ambiental (SHANG *et al.*, 2004), explosão subterrânea (LU, 2005), barragens (KIM e KIM, 2007), estruturas de contenção em terra (KUNGET *et al.*, 2007), ancoragem do solo (SHAHIN e JAKSA, 2005), liquefação (GOH e GOH, 2007), fundação em estacas (DAS e BASUDHAR, 2006), fundações rasas (REZANIA e JAVADI, 2007), estabilidade de taludes (FERENTINOU e SAKELLARIOU, 2007), propriedades e comportamento do solo (HUNG e NI, 2007) e túneis e aberturas subterrâneas (YOO e KIM, 2007).

Outros exemplos mais atuais merecem destaque, devido a metodologia utilizada na abordagem do problema e aos resultados encontrados, como vistos a seguir:

- Mahdevari e Torabi (2012) desenvolveram, calibraram e testaram um modelo baseado em redes neurais artificiais, para a previsão da convergência na abertura de túneis, usando dados do túnel de transporte de água Ghomroud no Irã. Neste sentido, os conjuntos de dados de entrada introduzidos no modelo da RNA possuem diferentes parâmetros geomecânicos e geológicos obtidos por meio de investigação no local de testes. Após a calibração e avaliação do modelo, um estudo paramétrico também foi realizado para estimar a intensidade do impacto de cada parâmetro geológico e mecânico da rocha, na convergência do túnel. Como resultado, o modelo proposto previu valores mais próximos dos ensaiados, com um intervalo aceitável de erros.
- Erzin e Cetin (2013) utilizaram 675 dados de taludes finitos homogêneos (dados de entrada), com diferentes declividades e tipos de solos distintos, localizados na Turquia, e seus respectivos resultados de estabilidade, obtidos utilizando regressões múltiplas (RM) (dados de saída), no desenvolvimento de um modelo baseado em RNA para estimar o valor do fator de segurança crítico (F_s). Após seus resultados foram comparados com os calculados pelo método simplificado de Bishop.
- Chok *et al.* (2016) apresentam uma investigação da viabilidade do uso de RNA para desenvolver um modelo simplificado para estabilidade de taludes coesivos heterogêneos, como alternativa para os métodos que utilizam elementos finitos. Um total de 1440 estudos de casos foram utilizados e subdivididos em três conjuntos de dados separados: treinamento, teste e validação. O modelo ideal da RNA foi determinado usando uma abordagem de teste e erro, em que o número de camadas e nós ocultos foram variados. O modelo de RNA com duas camadas ocultas e 12 nós em cada camada escondida foi considerado como o modelo mais preciso com um r^2 de 0.996, para o conjunto de dados de validação. Sendo determinada uma equação simples baseada no modelo de RNA, composta por uma camada oculta e seis neurônios, tendo utilização na previsão da probabilidade de falha (p_f) de um talude coesivo heterogêneo.

- Dantas Neto *et al.* (2017), apresentou em seu trabalho um modelo utilizando RNA para prever o comportamento do cisalhamento de rocha descontínuas, como uma alternativa ao sistema analítico. Tais modelos que algumas vezes requerem certos parâmetros, sendo obtidos a partir de testes laboratoriais, realizados em larga escala e que nem sempre estão disponíveis. Resultados de testes de cisalhamento direto em diferentes condições de contorno e tipos de descontinuidades foram utilizados no desenvolvimento do modelo de RNA, cujos parâmetros contêm a rigidez normal do limite, a inicial estresse normal, o coeficiente de rugosidade da junta, resistência à compressão da rocha intacta, a fricção básica angular e o deslocamento horizontal de uma articulação. O modelo de RNA proposto se adapta melhor aos dados experimentais do que alguns modelos analíticos existentes.

No Brasil, vários estudos na área de engenharia geotécnica foram desenvolvidos utilizando redes neurais artificiais, sendo destacados alguns a seguir:

- Dyminski (2000) analisou problemas geotécnicos utilizando RNA, com três aplicações diferentes, nas quais os resultados foram simulados a partir de ensaio de prova de carga dinâmica e analisados com base nos comportamentos mecânicos de dois tipos de solos presentes na cidade do Rio de Janeiro, baseando a estimativa do comportamento do subsolo através de ensaios de sondagem a percussão. Foram feitas outras simulações envolvendo a disposição das camadas, dos diferentes tipos de solo que poderiam existir no local, o nível de água subterrânea, a resistência à penetração do solo e a topografia do terreno. Em todos os casos foram obtidos resultados bastante satisfatórios. Portanto, conclui-se que a técnica das redes neurais apresenta grande viabilidade na resolução de problemas geotécnicos de diferentes características, muitas vezes se mostrando tanto ou mais eficiente que as técnicas numéricas tradicionais.
- Santos JR. (2006) analisou, utilizando redes neurais artificiais, os dados de instrumentação de túneis nas linhas 1 e 2 do metrô na cidade de São Paulo, para a predição de fenômenos como o recalque nas escavações de túneis em regiões densamente ocupadas. Os resultados se mostraram coerentes e de boa qualidade, mas a análise dos trechos alertou para a necessidade de utilização de uma maior quantidade de dados.

- Lôbo *et al.* (2011) utilizaram a RNA para estimar a permeabilidade do solo na cidade de Medellín-Colômbia, a partir do índice de plasticidade do solo. Em uma área piloto delimitada em 1km², situada no setor de Pajarito, em que foi realizada uma campanha de ensaios de permeabilidade e classificação dos solos, e por meio de RNA, estabeleceram uma correlação entre esses dois parâmetros.
- Dantas Neto, Silva e Souza Filho (2016) avaliou em seu trabalho o risco de ruptura em taludes de barragens de terra devido às incertezas relativas aos parâmetros de resistência ao cisalhamento dos solos utilizados nas análises de estabilidade de taludes (AET) empregando-se operações com números *fuzzy*. Foi desenvolvida uma metodologia a partir do levantamento de informações sobre o projeto e a execução da Barragem Olho d'Água, localizada no Município de Várzea Alegre, Estado do Ceará, e na realização de AET, utilizando metodologias determinística e probabilística, sendo estas os métodos de Fellenius (1936) e Bishop Simplificado (1955).

A utilização da RNA pode ser vista, na literatura técnica, em diversas abordagens aos problemas que envolvem fundações de diferentes tipos de estacas, como por exemplo a predição da capacidade de carga, axial e lateral, e estimativa do recalque. Dentre os quais, citam-se:

- Ardalan *et al.* (2009) apresentam uma estimativa de capacidade de carga, utilizando valores de CPT e CPTu através de redes neurais artificiais e algoritmos genéticos, obtendo resultados satisfatórios usando um banco de dados, obtidos na literatura, contendo 33 estacas de diferentes países, sendo eles os Estados Unidos (17), Japão (01), Canadá (02), Austrália (02), França (01), Brasil (02), Irã (02), Taiwan (03), Iraque (02) e Bélgica (01). Os autores compilaram as provas de carga em grupos, a partir de informações sobre os tipos de solo e dados do ensaio de CPT. Os resultados obtidos utilizando métodos diretos CPT, ou seja, método de Schmertmann e Nottingham, método europeu, e método francês, apresentaram os valores médios de R² de 0,70, 0,66 e 0,78, respectivamente, reduzindo a capacidade de carga das estacas. Em contraste, o método Eslami e Fellenius e o desenvolvido por eles baseado em RNA, apresentaram valores médios do R² de 0,94 e 0,96,

respectivamente, demonstrando uma melhor concordância com os resultados de ensaios de provas de carga das estacas.

- Chan e Low (2012) fazem uma análise probabilística de estacas carregadas lateralmente usando superfície de resposta e abordagem de redes neurais artificiais. Eles se utilizam de dados de ensaios da literatura e concluem que os fatores que mais impactam no resultado são a carga lateral aplicada na cabeça da estaca e a profundidade do lençol freático. Já o peso específico e o ângulo de atrito das areias não foram fatores que influenciaram tanto nos resultados.
- Shahin (2010) apresenta equações para o cálculo da capacidade de carga de estacas a partir de dados obtidos de ensaios de CPT, comparando seus resultados com os métodos semi-empíricos. Segundo o autor Os dados usados para calibrar e validar os modelos de RNA foram obtidos a partir da literatura técnica e incluem uma série de 80 ensaios de capacidade de carga em estacas cravadas *in situ*, relatados por Eslami (1996) e 94 testes de carga de eixo perfurados *in situ*, relatados por Alsamman (1995). Os resultados indicam que os modelos de RNA foram capazes de prever com precisão a capacidade de carga de ruptura das estacas, apresentando coeficientes de determinação, para as estacas cravadas, de 0,96 para o treinamento e 0,85 para validação, e das estaca perfuradas, R^2 de 0,97 para ambos, treinamento e validação.
- Amâncio *et al.* (2014) apresentam um modelo baseado em RNA para previsão de recalques em estacas hélice contínua, sendo 202 provas de cargas estáticas e seus respectivos perfis de SPT, pertencente ao banco de dados organizado por Alonso (2000a, 2002, 2004), assim como algumas provas de carga de Brasília-DF e Goiânia-GO. As variáveis de entrada da RNA foram: comprimento da estaca, diâmetro da estaca, N_{SPT} acumulado ao longo do fuste da estaca, N_{SPT} correspondente à base da estaca e carga aplicada. A arquitetura desse modelo apresenta, além das 5 variáveis de entrada, uma variável de saída, com duas camadas ocultas com 8 e 2 neurônios respectivamente, obtendo uma correlação igual a 0,95 para o treinamento e 0,65 para a validação. Após as análises e comparações entre os resultados das diversas configurações testadas, constatou-se que as redes neurais artificiais foram capazes de entender o fenômeno físico dos

recalques em fundações profundas do tipo hélice contínua, e o modelo desenvolvido permite dentre outras coisas, a definição das cargas de trabalho e cargas últimas a serem aplicadas na estaca.

- Araújo, Dantas Neto e Anjos (2016) desenvolveram em seu trabalho um modelo de previsão de recalques de escadas, foram 3 tipos de estacas estudadas, a hélice contínua, a cravada metálica e a escavada. Utilizaram resultados de sondagens à percussão e provas de carga estáticas de 141 estacas retiradas do banco de dados utilizadas por Amâncio (2013), Silveira (2014) e Dantas Neto et. al (2014). Após simulações de diversas arquiteturas de RNA a que apresentou o melhor resultado apresentava 10 variáveis de entrada, 1 variável de saída e 4 camadas ocultas, tendo respectivamente da primeira para a quarta 12, 8, 6 e 4 neurônios. O modelo apresentou os coeficientes de correlação (R) entre os recalques reais e os recalques estimados de 0,99 na fase de treinamento, e 0,96 na fase de validação.

A utilização de redes neurais artificiais, como ferramenta susceptível a modelagem do comportamento complexo destes problemas da engenharia geotécnica, particularmente para a predição da capacidade de carga de fundações profundas em estacas, apresenta-se como uma saída eficiente. Isso porque demonstra um desempenho preditivo superior quando comparado com os métodos tradicionais, tornando-se uma ferramenta útil para a predição dos fenômenos envolvidos.

3 METODOLOGIA

A metodologia utilizada para o desenvolvimento deste trabalho consiste das seguintes etapas:

- Coleta e apresentação do banco de dados
- Definição das Cargas de ruptura das estacas
- Processamento do banco de dados
- Determinação das variáveis de entrada e saída
- Definição das topologias das RNA
- Desenvolvimento da rotina computacional
- Definição dos modelos de predição da capacidade de carga
- Escolha das RNA mais eficientes
- Comparação dos modelos mais eficientes com os métodos semi-empíricos clássicos, para a previsão da capacidade de carga das estacas de concreto armado e tipo hélice contínua
- Determinação das equações a partir dos modelos

Tais etapas estão detalhadas nos tópicos seguintes.

3.1 COLETA E APRESENTAÇÃO DO BANCO DE DADOS

Para a realização deste trabalho, houve a necessidade de se coletar e processar diversos dados de estacas. Ao todo foram obtidos dados de 221 estacas obtidas na literatura (LOBO, 2005). Foram catalogadas informações geométricas e perfis de sondagens dessas estacas. Lobo (2005) obteve esses dados em arquivos de empresas de fundações e, contendo provas de carga executadas no Brasil ao longo das últimas quatro décadas. Especificamente os dados das estacas tipo hélice contínua foram obtidos de Urbano Rodrigues Alonso (SEFE IV, 2000). A Figura 23 apresenta a localização das provas de carga que formam o banco de dados utilizados nesse presente trabalho, atentando para o fato que, uma das amostras utilizadas nesse estudo não teve informada a sua localização, logo não está representada no mapa.

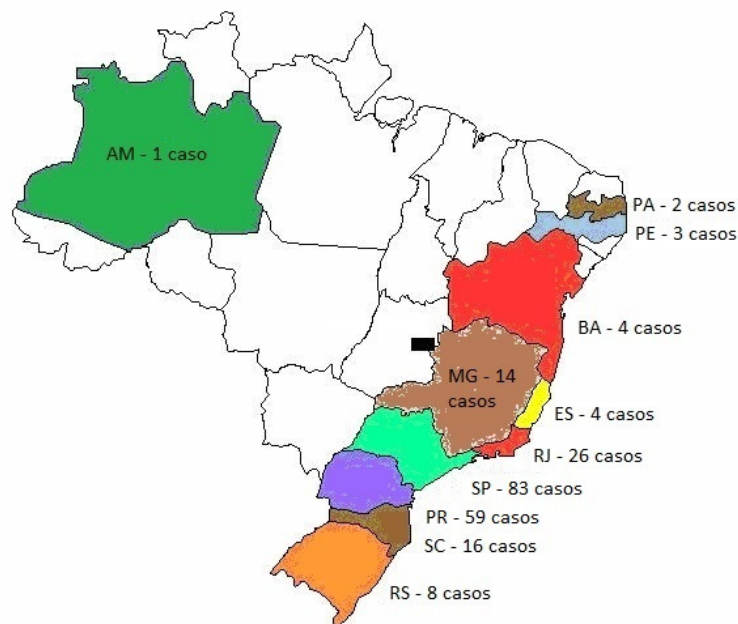


Figura 23 Localização das provas de carga que formam o banco de dados (Adaptado LOBO,2005)

Tais dados são constituídos por 126 resultados de prova de carga para estacas pré-moldadas de concreto armado, sendo 78 provas de carga estática e 48 provas de carregamento dinâmico. Para as estacas tipo hélice contínua, o banco de dados contém 95 resultados de provas de carga estáticas. As tabelas com as características geométricas, cargas de ruptura ensaiadas e localização das estacas são apresentadas no Anexo I.

Para as estacas pré-moldadas de concreto armado todos os furos ensaiados apresentaram nível d'água, todas as estacas possuíam seções transversais quadradas com lados variando entre 15 e 70 centímetros e comprimento efetivo entre 3,3 e 39,9 metros. O valor do N_{SPT} não extrapolou o valor de 40 golpes.

Para as estacas tipo hélice contínua todos os perfis de sondagem apresentaram nível d'água, os diâmetros das estacas variaram entre 25 à 80 centímetros e o comprimento efetivo entre 6 e 26,5 metros. O valor do N_{SPT} não extrapolou o valor de 40 golpes.

3.2 DEFINIÇÃO DAS CARGAS DE RUPTURA DAS ESTACAS

Lobo (2005) utilizou os critérios de ruptura da Norma Brasileira – NBR 6122, com o auxílio da extrapolação da curva carga-recalque, para a determinação das cargas de ruptura. Adotou como critério para a separação da carga de ruptura lateral e de ponta,

a divisão da curva-recalque em dois trechos. O primeiro trecho foi definido pelos pequenos acréscimos de recalque com o aumento do carregamento. Nestes casos, a curva carga recalque pode ser aproximada por uma reta e assim, a parcela de atrito lateral é estimada pelo trecho elástico da curva carga-recalque. A carga de ponta, por sua vez, é calculada pela diferença entre a total e a de atrito lateral.

3.3 PROCESSAMENTO DO BANCO DE DADOS

Ao todo, foram 221 provas de carga estática e dinâmica, das quais, 126 resultados foram de estacas pré-moldadas de concreto armado e 95 de estacas tipo hélice contínua. Os dados foram divididos em dois subconjuntos: um para treinamento do modelo e outro para a validação do modelo. O treinamento da RNA baseia-se nos dados informados de entrada e saída e serve para que o modelo “aprenda” o padrão existente nos dados processados. Na fase da validação, o modelo é testado com um conjunto de dados desconhecido, contudo, representativo do mesmo fenômeno. Assim, é possível testar a sua capacidade de identificar os fenômenos envolvidos no problema.

Uma RNA pode apresentar valores aceitáveis de erros e R^2 para o treinamento, mas, em contrapartida na validação, apresentar valores inaceitáveis, mostrando-se apenas capaz de interpolar bem os valores treinados, mas incapaz de reproduzir os fenômenos que estão envolvidos.

Foram utilizados no treinamento cerca de 85% do total dos dados enquanto que os demais 15% foram utilizados para a validação. Cabe ressaltar que os dados em questão foram separados aleatoriamente. Logo, para os 126 dados de provas de carga das estacas pré-moldada de concreto armado, 105 foram utilizados para o treinamento e 21 para a validação. Do total de 95 dados de provas de carga da estaca tipo hélice contínua foram, 79 para o treinamento e 16 para a validação. Nas tabelas que compõem o Anexo I podem ser identificadas as finalidades, para treinamento ou validação, de cada estaca utilizada no desenvolvimento dos modelos.

3.4 DEFINIÇÃO DA TOPOLOGIA DA RNA

A determinação da topologia da RNA foi uma etapa crucial na obtenção dos modelos, sendo desenvolvidos os critérios para obtenção das variáveis de entrada, as características geométricas das estacas, os valores médios dos N_{SPT} , de cada tipo de solo

característico, presentes nos perfis de sondagem. Para as variáveis de saída os valores das capacidades de carga de ponta, por atrito lateral e total.

A topologia básica utilizada neste trabalho está apresentada na Figura 24. É uma rede neurais artificiais diretas (*Feedforward backpropagation*) contendo uma única camada intermediária. A quantidade de neurônios nesta camada, no entanto, varia de 1 à $2n+1$ (onde n é o número de variáveis de entrada), de modo a atender o teorema de Kolmogorov-Nielsen (1957).

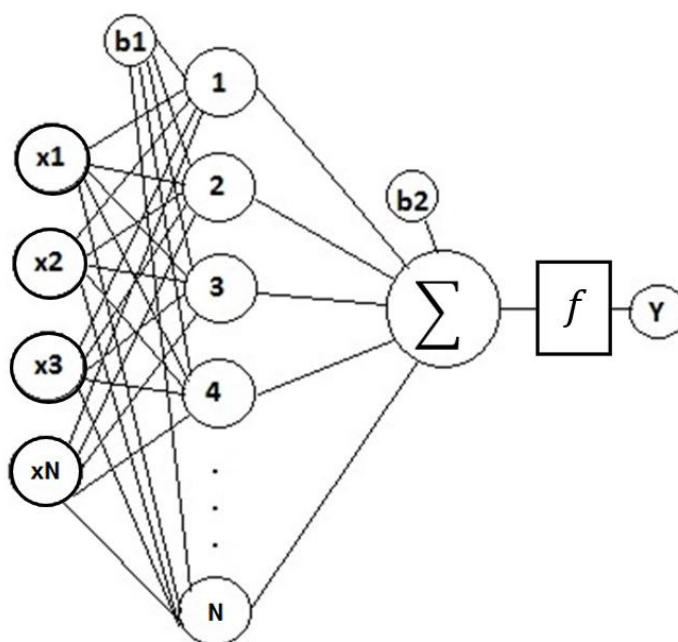


Figura 24 Topologia dos modelos de RNA

As funções de treinamento utilizadas foram de dois tipos: Tangente hiperbólica e logarítmica. Optou-se por esta duas função porque elas são as mais difundidas na literatura. Para o algoritmo de treinamento de todos os modelos foi utilizado o “trainlm” (Levenberg-Marquardt) , que segundo a literatura, permite uma aceleração do processo de convergência do ajuste.

3.5 DESENVOLVIMENTO DA ROTINA COMPUTACIONAL

Para o treinamento e validação das RNA, foi desenvolvida uma aplicação (programa) na qual se utiliza, também, o *Global Optimizationtoolbox* do MatLab, buscando otimizar as etapas para a determinação da RNA, e processar um volume maior de dados para análise em um menor espaço de tempo. Assim, era possível simular as diversas redes variando suas quantidades de neurônios da camada intermediária e as

funções de treinamento. Após todas as redes serem treinadas e validadas, ao término do processo, guardam-se todos os parâmetros de treinamento e valores dos R^2 para treinamento e validação. Por fim, obtém-se um relatório contendo, para todos os casos avaliados, e que permitem a tomada de decisão, embasada pelo R^2 e número de neurônios.

3.6 DEFINIÇÃO DOS MODELOS DE PREDIÇÃO DA CAPACIDADE DE CARGA

Foram simulados, tanto para as estacas pré-moldadas de concreto armado, quanto para a estaca tipo hélice contínua, sete modelos de RNA, sendo 1 (um) para a carga de ponta, 2 (dois) para carga por atrito lateral e 4 (quatro) para carga total.

Para as estacas pré-moldadas de concreto armado, os dados foram separados em três estudos distintos, um utilizando somente os dados de prova de carga estática, outro somente com os dados de prova de carregamento dinâmico e um com todos os dados de prova de carga. Ao todo foram vinte e um modelos para os três estudos das estacas pré-moldadas de concreto armado, conforme visto na Figura 25.

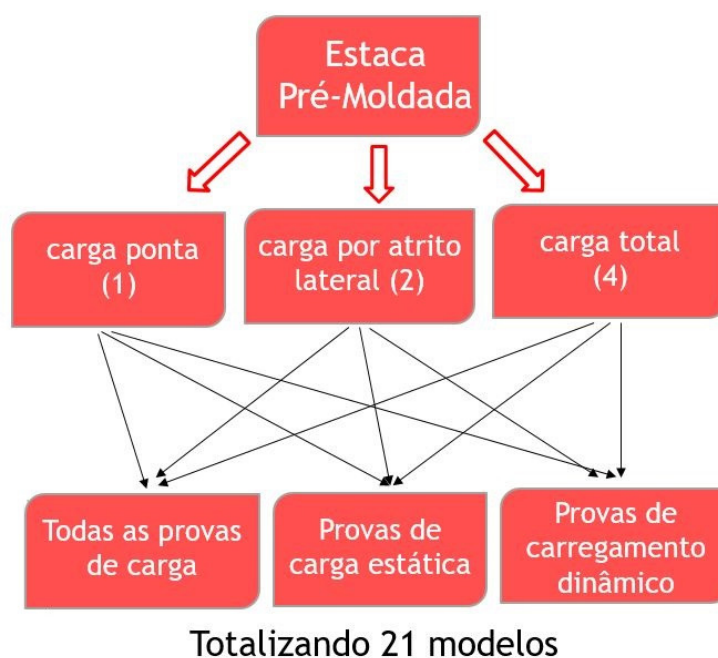


Figura 25 Fluxograma dos modelos para estacas pré-moldadas

Entretanto para a estaca tipo hélice contínua foram desenvolvidos 7 modelos, utilizando apenas dados de provas de carga estática, conforme Figura 26.

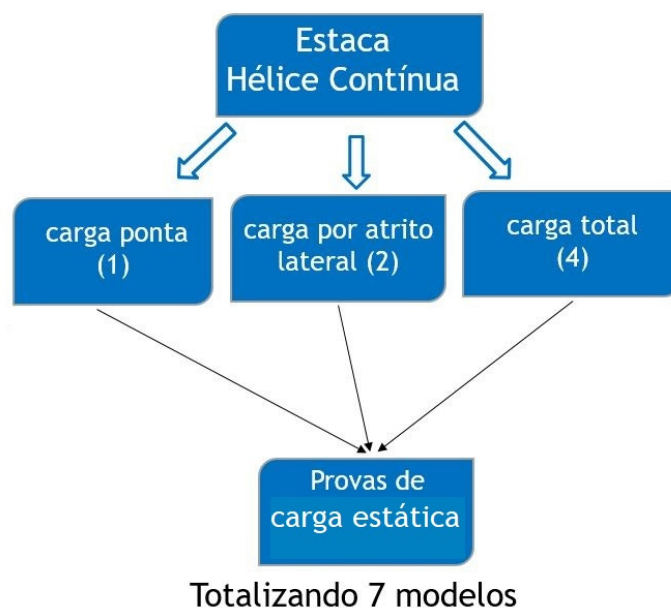


Figura 26 Fluxograma para os modelos para estacas tipo hélice contínua

3.7 DETERMINAÇÃO DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA E SAÍDA

Para as variáveis de entrada dos modelos foram utilizadas as características geométricas das estacas e os resultados de ensaios de sondagem de simples percussão (SPT); as variáveis de saída foram as cargas de ponta (Q_P), cargas lateral (Q_L) e Carga de total (Q_T). Sendo elas dispostas na Tabela 5:

Tabela 5 Variáveis de entrada e saída dos modelos de RNA

ENTRADA	
A	Área da seção transversal (cm ²)
P	Perímetro da seção transversal (cm)
L	Comprimento efetivo da estaca, desconsiderando o trecho da ponta (m)
NPAg	NSPT médio dos solos argilosos na ponta
NPAr	NSPT médio dos solos arenosos na ponta
NPSi	NSPT médio dos solos siltosos na ponta
NLAg	NSPT médio dos solos argilosos no fuste
NLAR	NSPT médio dos solos arenosos no fuste
NLSi	NSPT médio dos solos siltosos no fuste
SAÍDA	
Q_P	Carga de ponta (kN)
Q_L	Carga por atrito lateral (kN)
Q_T	Carga total (kN)

Critérios de determinação dos valores das variáveis:

- Os valores das variáveis NP_{Ag}, NP_{Ar}, NP_{Sif} foram determinados a partir da média do número de golpes do ensaio SPT, entre três valores obtidos, o na cota da ponta da estaca, o imediatamente acima e o imediatamente abaixo desta, considerando os valores para cada tipo de solo, conforme os critérios para carga de ponta adotados no método de Décourt-Quaresma (1978).
- Para as variáveis NL_{Ag}, NL_{Ar}, NL_{Si}, seus valores foram determinados a partir da média entre os valores do NSPT de cada solo correspondente e seus respectivos comprimentos em metro, desprezando o comprimento em que os valores do NSPT são zero no cálculo da média, e não utilizando o comprimento imediatamente acima da cota de apoio da estaca, visto que já foi utilizado para o cálculo da carga de ponta, se assemelhando aos critérios adotados no método de Aoki-Velloso (1975) para a carga por atrito lateral. Em que, o valor do N_{SPT} não extrapolou o valor de 40 golpes
- As variáveis de saída Q_P, Q_L e Q_T. representam as capacidades de carga que se pretende determinar. Na fase de treinamento, os valores adotados foram obtidos a partir dos resultados de provas de carga estática e carregamento dinâmico.

Os valores calculados das variável, para cada estaca utilizada no desenvolvimento dos modelos, pode ser visto nas tabelas do Anexo II. Os respectivos perfis de sondagem e resultados de provas de carga são encontrados na literatura técnica (LOBO, 2005).

Na Tabela 6 podem ser identificadas as variáveis utilizadas em cada um dos sete modelos simulados para as capacidades de carga. Os modelos escolhidos para as simulações são: i) Carga de Ponta (Q_P); ii) Carga por atrito lateral (Q_L); iii) Carga por atrito lateral com acréscimo da variável comprimento (Q_{L-c}); iv) carga total com acréscimo da variável área (Q_{T-a}); v) carga total com acréscimo da variável perímetro (Q_{T-p}); vi) carga total com acréscimo das variáveis perímetro e comprimento (Q_{T-pc}) e v) carga total com acréscimo das variáveis área, perímetro e comprimento (Q_{T-apc}).

Tabela 6 Variáveis utilizadas em cada modelo

ENTRADA							
Variáveis	Capacidade de carga						
	Ponta	Atrito Lateral	Atrito Lateral com o comprimento	Total 7 var. (área)	Total 7 var. (perímetro)	Total 8 var.	Total 9 var.
A	x			x			x
P		x	x		x	x	x
L			x			x	x
NPAg	x			x	x	x	x
NPAr	x			x	x	x	x
NPSi	x			x	x	x	x
NLAg		x	x	x	x	x	x
NLAr		x	x	x	x	x	x
NLSi		x	x	x	x	x	x

Para o modelo da carga de ponta (Q_P) foram utilizadas as áreas das seções transversais das estacas (A), devido ao fato desta ser a superfície de atrito que influencia na capacidade de carga de ponta da estaca. Para a capacidade de carga por atrito lateral, foram desenvolvidos dois modelos. Ambos utilizado o perímetro da seção transversal da estaca, pois quando analisada a faixa unitária, esta variável correlaciona-se com a área da superfície de contato de atrito lateral entre a estaca e o maciço de solo. Ainda para a capacidade de carga por atrito lateral, modelos foram simuladas com e sem o comprimento efetivo da estaca, desconsiderando o trecho da ponta, devido à necessidade de se obter resultados que confirmem ou não a necessidade da utilização dessa variável no modelo.

Para a capacidade de carga total, foram simulados quatro modelos distintos, todos contendo as variáveis de entrada que caracterizam o solo (NPAg, NPAr, NPSi, NLAg, NLAr, NLSi), alterando a utilização das variáveis geométricas da estaca (área, perímetro e comprimento), como visto na Tabela 6.

3.8 ESCOLHA DAS RNA MAIS EFICIENTES

Como pode ser visto na Tabela 7, foram realizadas um total de 1288 simulações para os sete modelos, sendo repetida essa quantidade para as três simulações variando a utilização de todos os dados de prova de carga; isto é: Apenas provas de carga estática e apenas provas de carregamento dinâmico para as estacas pré-moldadas

de concreto armado, totalizando 3864 simulações. Para a estaca tipo hélice contínua, como foram utilizados apenas dados de provas de carga estáticas, foram realizadas 1288 simulações. Assim, ao todo, para os dois conjuntos de estacas foram realizadas 5152 simulações.

Tabela 7 Quantidade de simulações realizadas para cada modelo

	Capacidade de carga						
	Ponta	Atrito Lateral	Atrito Lateral com o comprimento	Total 7 var. (área)	Total 7 var. (perímetro)	Total 8 var.	Total 9 var.
Variáveis de entrada	4	4	5	7	7	8	9
Número máximo de neurônios	9	9	11	15	15	17	19
Número de funções de ativação	2	2	2	2	2	2	2
Total de simulações	72	72	110	210	210	272	342

Após os treinamentos e validações dos modelos, escolheu-se as redes consideradas mais eficiente, tendo como critérios de avaliação os seguintes parâmetros: (i) Os maiores valores dos coeficientes de determinação para o treinamento e a validação; (ii) a distribuição dos erros no histograma e as faixas dos erros máximos e mínimos e (iii) a busca da rede com a menor quantidade de neurônios na camada intermediária, visando assim menores equações.

Reduzindo a quantidade de RNAs, sendo 21 para a pré-moldada de concreto armado, devido as diferentes simulações que variaram os tipos de provas de carga, e 7 para a estaca tipo hélice contínua.

3.9 COMPARAÇÃO DOS MODELOS MAIS EFICIENTES COM OS MÉTODOS SEMI-EMPÍRICOS CLÁSSICOS, PARA A PREVISÃO DA CAPACIDADE DE CARGA DAS ESTACAS DE CONCRETO ARMADO E HÉLICE CONTÍNUA

Com base no mesmo banco de dados utilizado para treinamento e validação das RNAs, foram calculadas as estimativas de capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total, utilizando os métodos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978) para determinar as capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, e Aoki-Velloso (1975) e Décourt (1996) para as estacas tipo hélice contínua. Optou-se, pela comparação com esses métodos, por serem os mais difundidos e aplicados pela comunidade da engenharia de fundações

Os resultados alcançados através dos ensaios de prova de carga estática e de carregamento dinâmico foram comparados com os valores preditos pelos melhores modelos. Todos os valores foram confrontados com os dados experimentais de prova de carga. Desta confrontação, foram estimados coeficiente de determinação calculados os erros e obtidos entre os resultados estimados e os esperados (experimentais).

Os resultados das RNAs mais eficientes foram comparados com os valores obtidos a partir da aplicação dos métodos semi-empíricos. Isso serviu como parâmetro para corroborar ou não com a eficiência dos modelos desenvolvidos.

3.10 EXTRAÇÃO DOS PESOS SINÁPTICOS PARA A DETERMINAÇÃO DAS EQUAÇÕES

Por fim, baseado na formulação matemática do modelo de RNA (Equação 14), após a extração dos valores correspondentes de cada peso sináptico foram montadas as equações de determinação da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total, para as estacas pré-moldadas de concreto armado e tipo hélice contínua.

$$y_j f = \left(\sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot x_j - w_{k0} \right)$$

(Equação 14)

Apresentando assim uma ferramenta útil, possibilitando a realização dos cálculos em planilha Excel, sem a necessidade de utilização de softwares específicos e compreensão do que vem a ser RNA.

4 RESULTADOS

4.1 ESTACA PRÉ-MOLDADA DE CONCRETO ARMADO

4.1.1 RNAs treinadas com os resultados de todas as provas de carga

Para todos os modelos a seguir, o banco de dados foi formado por 126 resultados de provas de carga estática e dinâmica, sendo 105 destas escolhidas de forma aleatória para o treinamento e 21 para validação. Os treinamentos de todas as RNA utilizaram o acelerador de convergência de Levenberg-Marquardt. Na Tabela 8 são apresentados os intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos:

Tabela 8 Intervalos entre os valores das variáveis dos modelos utilizando todas as provas de carga

Variáveis de entrada			
	Variável	Mínimo	Máximo
	NLAr	0	17,5
	NLA _g	0	21
	NLSi	0	22
	NPAr	0	40
	NPA _g	0	34
	NPSi	0	40
	Área da seção transversal (cm ²)	225	4900
	Perímetro da seção transversal (cm)	60	280
	Comprimento efetivo da estaca (m)	3,3	39,9
Variáveis de saída			
	Q _P (kN)	25	4450
	Q _L (kN)	25	2000
	Q _T (kN)	53	5950

4.1.1.1 Carga de ponta

Para o modelo da carga de ponta, as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NPAr, NPA_g, NPSi e área (cm²), para a saída a variável Q_P(kN). Após o treinamento e validação, as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 9, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica com o R² de 0,904 e 0,892 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e a menor quantidade de neurônios na

camada intermediária, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 9 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga de ponta das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,901	74,92	-419,93	0,900
	Logarítmica	0,901	74,92	-419,93	0,900
2	Tangente Hiperbólica	0,904	75,03	-395,86	0,892
	Logarítmica	0,909	73,12	-458,41	0,882
3	Tangente Hiperbólica	0,919	78,32	-319,93	0,897
	Logarítmica	0,942	76,06	-468,50	0,889
4	Tangente Hiperbólica	0,969	64,55	-943,41	0,492
	Logarítmica	0,927	86,74	-244,17	0,883
5	Tangente Hiperbólica	0,967	80,42	-371,42	0,897
	Logarítmica	0,967	93,51	-616,55	0,898
6	Tangente Hiperbólica	0,938	81,67	-275,07	0,944
	Logarítmica	0,969	762,61	-234,11	0,394
7	Tangente Hiperbólica	0,987	107,39	-752,06	0,899
	Logarítmica	0,987	85,88	-477,44	0,625
8	Tangente Hiperbólica	0,988	64,63	-460,74	0,116
	Logarítmica	0,976	79,70	-245,37	0,778
9	Tangente Hiperbólica	0,988	61,44	-158,51	0,872
	Logarítmica	0,990	60,95	-164,77	0,889

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 27, observa-se os valores da média (-29,96) e do desvio padrão (85,35), em que o desvio padrão apresenta valor bem elevado, indicando uma dispersão elevada dos valores em torno da média, podendo ser visto no intervalo entre os erros máximos positivo (75,02%) e negativo (-395,86%), mas com uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros).

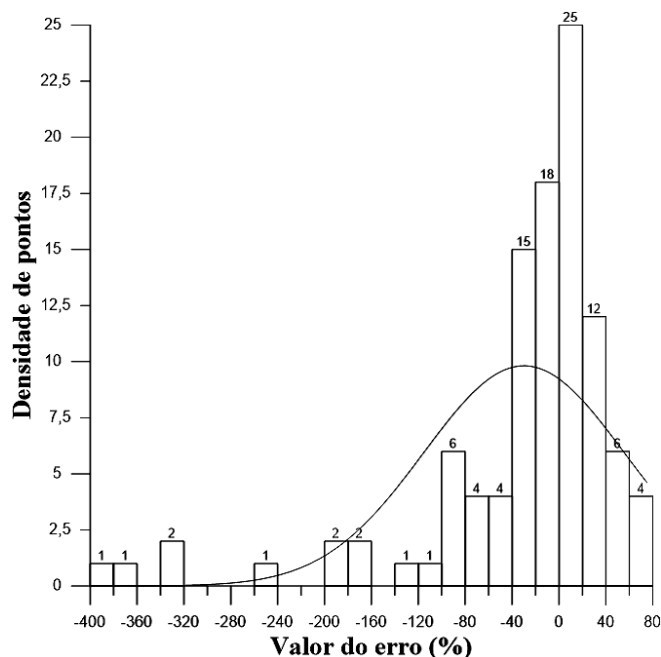


Figura 27 Histograma de erros da RNA para carga de ponta (kN) da estaca pré-moldada de concreto armado

Pontos mais dispersos, encontrados na faixa negativa dos erros, não representam uma possível deficiência na capacidade de generalização do modelo, mas possíveis inconsistências nos resultados dos ensaios de prova de carga ou SPT, visto que, os valores de capacidade de carga dessas estacas também são discrepantes quando estimados pelos métodos semi-empíricos brasileiros. Analisando os valores dos erros negativos, de forma genérica, observa-se que sua aplicação pode influenciar no subdimensionamento dos projetos de fundações, onerando os custos, mas mantendo a segurança.

Já analisando a faixa positiva do histograma, o valor máximo encontra-se abaixo dos valores obtidos pelos outros métodos semi-empíricos comparados, e quando aplicado o coeficiente de segurança sobre esses valores os mesmos se tornam aceitáveis.

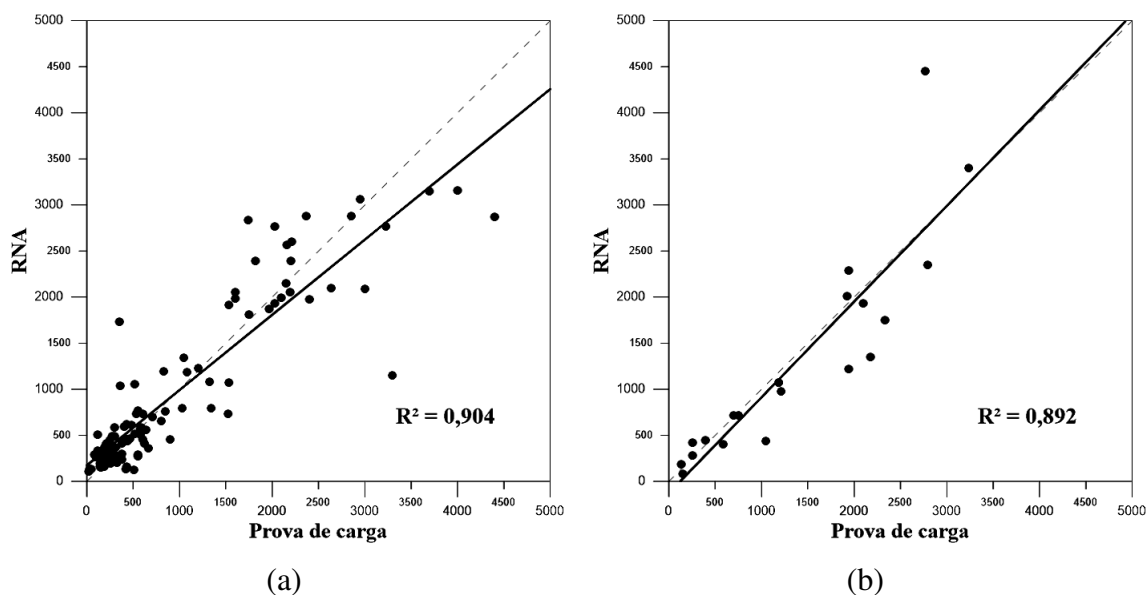


Figura 28 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta da estaca pré-moldada de concreto armado

Para os gráficos de dispersão do treinamento (Figura 28 a) e da validação (Figura 28 b) pode-se notar as inclinações das retas bem próximas do ideal e um ordenamento dos pontos seguindo um padrão, mesmo que, apresentando em ambos os gráficos alguns pontos dispersos.

4.1.1.2 Carga por atrito lateral

Neste tópico são analisados os dois modelos propostos para a carga por atrito lateral, o primeiro com quatro variáveis de entrada (NLAr, NLA_g, NLSi e perímetro (cm)) e uma de saída (Q_L (kN)), e o segundo utilizando as mesmas variáveis do anterior, mas com o acréscimo de uma variável na entrada, o valor do comprimento efetivo da estaca (m).

4.1.1.2.1 Modelo para carga por atrito lateral sem comprimento efetivo da estaca

Este primeiro modelo utiliza as quatro variáveis de entrada NLAr, NLA_g, NLSi e perímetro (cm), para a saída a variável Q_L (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 10, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica com o R^2 de 0,791 e 0,730 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e maior valor do R^2 da validação, mesmo apresentado valor consideravelmente elevado para o

erro máximo positivo, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 10 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,756	79,79	-224,70	0,599
	Logarítmica	0,819	59,41	-621,47	0,661
2	Tangente Hiperbólica	0,814	67,68	-471,13	0,663
	Logarítmica	0,832	62,74	-485,41	0,665
3	Tangente Hiperbólica	0,791	160,88	-121,58	0,730
	Logarítmica	0,847	55,76	-693,44	0,652
4	Tangente Hiperbólica	0,837	59,88	-541,28	0,653
	Logarítmica	0,807	66,82	-40 %8,37	0,671
5	Tangente Hiperbólica	0,858	72,25	-274,27	0,586
	Logarítmica	0,820	93,09	-199,01	0,707
6	Tangente Hiperbólica	0,890	74,16	-535,61	0,683
	Logarítmica	0,882	65,56	-415,57	0,692
7	Tangente Hiperbólica	0,850	80,20	-153,18	0,673
	Logarítmica	0,851	81,05	-596,41	0,704
8	Tangente Hiperbólica	0,875	83,43	-209,90	0,603
	Logarítmica	0,823	84,00	-136,35	0,638
9	Tangente Hiperbólica	0,858	74,85	-292,03	0,684
	Logarítmica	0,873	69,06	-463,48	0,582

Na Figura 29 pode ser visto o histograma de erros dos dados do treinamento, em que observa-se o intervalo entre os erros máximos positivo (160,87%) e negativo (-121,58%).

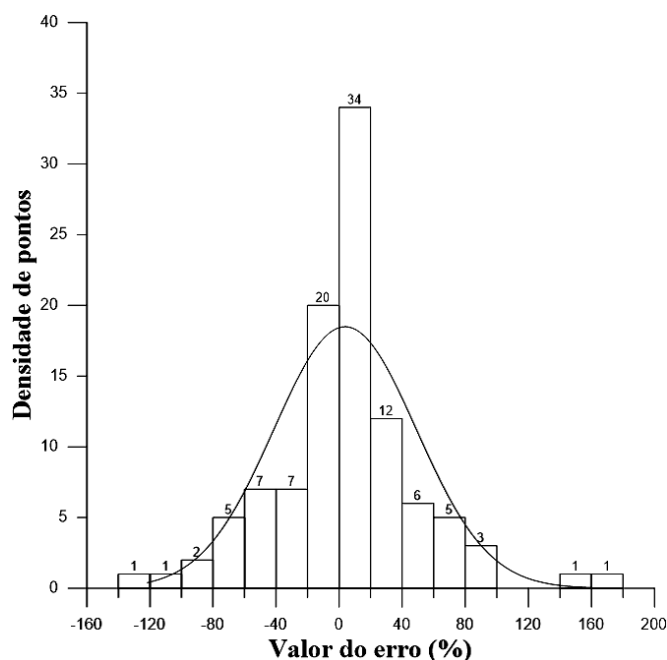


Figura 29 Histograma de erros da RNA para carga por atrito lateral da estaca pré-moldada de concreto armado

O valor do desvio padrão (45,31) apresenta-se consideravelmente alto, indicando uma dispersão elevada dos valores em torno da média. Já analisando o valor da média (3,78) e a distribuição visualmente nota-se uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros). A distribuição da curva normal é bem definida, sem apresentar pontos discrepantes tanto na faixa positiva quanto na negativa. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 30 a) e da validação (Figura 30 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

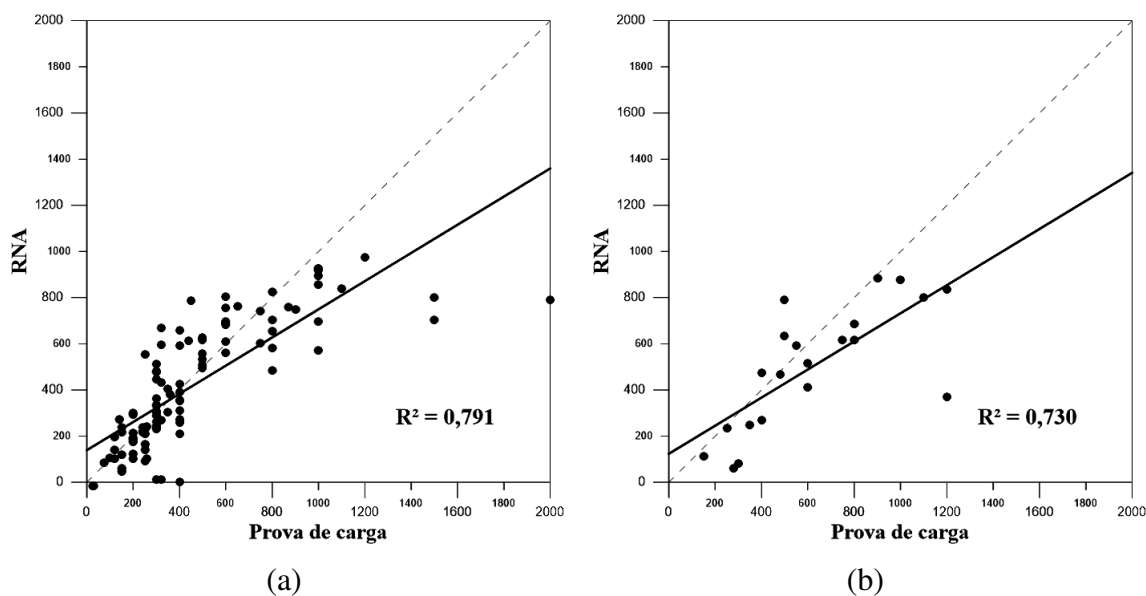


Figura 30 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral da estaca pré-moldada de concreto armado

Contudo, em ambos os gráfico de dispersão as inclinações das retas e o ordenamento dos pontos apresentam valores e dispersão dos pontos não muito próximos do ideal.

4.1.1.2.2 Modelo para carga por atrito lateral com comprimento efetivo da estaca

Este segundo modelo apresenta, além das mesmas variáveis de entrada utilizadas no modelo anterior, sendo NLAr, NLA_g, NLSie o perímetro (cm), o acréscimo da variável comprimento efetivo da estaca (m), desconsiderando o trecho da ponta. Para a saída foi utilizada a mesma variável Q_L (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 11, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento logarítmica com o R² de 0,912 e 0,871 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e valor do R² do treinamento superior a 0,9, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 11 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral (com o comprimento) das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,805	65,97	-537,48	0,867
	Logarítmica	0,805	65,97	-537,48	0,867
2	Tangente Hiperbólica	0,836	51,08	-232,95	0,855
	Logarítmica	0,809	67,27	-129,46	0,863
3	Tangente Hiperbólica	0,907	73,84	-369,24	0,834
	Logarítmica	0,912	81,72	-141,18	0,871
4	Tangente Hiperbólica	0,931	85,59	-147,51	0,848
	Logarítmica	0,946	95,52	-164,99	0,620
5	Tangente Hiperbólica	0,954	82,93	-120,95	0,593
	Logarítmica	0,881	57,52	-105,75	0,858
6	Tangente Hiperbólica	0,972	135,85	-191,59	0,737
	Logarítmica	0,965	48,28	-122,21	0,537
7	Tangente Hiperbólica	0,977	106,91	-128,76	0,640
	Logarítmica	0,982	73,99	-131,57	0,360
8	Tangente Hiperbólica	0,976	57,38	-83,57	0,093
	Logarítmica	0,986	42,78	-129,51	0,310
9	Tangente Hiperbólica	0,984	35,99	-70,67	0,724
	Logarítmica	0,982	39,22	-118,97	0,611

10	Tangente Hiperbólica	0,994	34,89	-60,50	0,423
	Logarítmica	0,996	26,20	-89,67	0,785
11	Tangente Hiperbólica	0,997	24,19	-88,02	0,352
	Logarítmica	0,994	25,55	-50,10	0,373

No histograma de erros do treinamento da Figura 31 observa-se os dados distribuídos no intervalo entre os erros máximos positivo (81,72%) e negativo (-41,17%).

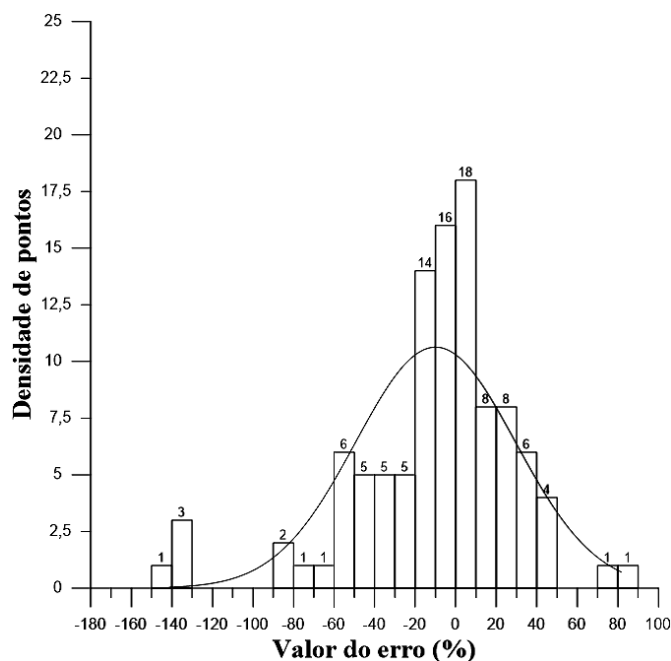


Figura 31 Histograma de erros da RNA para carga por atrito lateral (com comprimento) da estaca pré-moldada de concreto armado

Nota-se valores dispersos em ambos os setores (positivo e negativo), mas com uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros). Comparando os valores da média (-9,93) e do desvio padrão (39,39) com o modelo anterior tem-se valores mais baixos, corroborando com a escolha desse modelo para a capacidade de carga por atrito lateral. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 32 a) e da validação (Figura 32 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

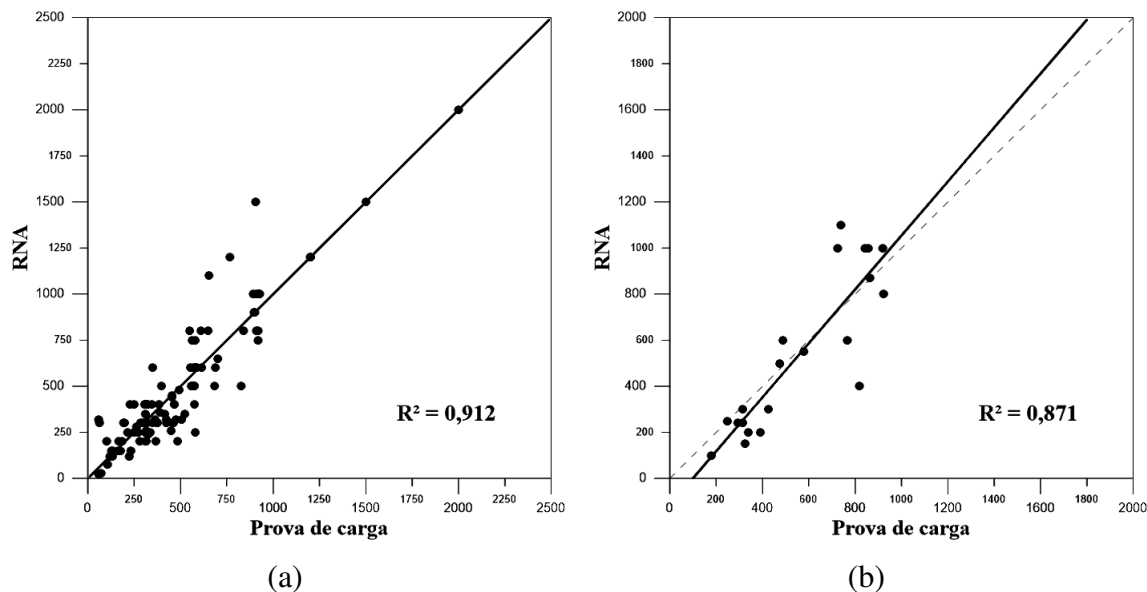


Figura 32 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral (com comprimento) da estaca pré-moldada de concreto armado

Nota-se em ambos os gráficos de dispersão que as inclinações das retas e o ordenamento dos pontos estão bem próximos do ideal, mesmo tendo alguns pontos dispersos, e quando comparados com o modelo anterior apresentam resultados mais robustos.

4.1.1.2.3 Escolha do modelo para carga por atrito lateral

O modelo escolhido para a carga por atrito lateral foi o que utiliza o comprimento efetivo da estaca como variável de entrada. Tal modelo apresentou melhores resultados, levando em consideração os critérios analisados, conforme Tabela 12, apresentando melhores índices em quase todos os parâmetros, a não ser pelo erro máximo negativo, em que apresentou um valor consideravelmente pequeno a mais. Tais resultados, indicam assim que essa é uma variável necessária no modelo, para que a RNA consiga identificar o comportamento dos fenômenos envolvidos no problema.

Tabela 12 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral das estacas pré-moldadas de concreto armado

Modelo para carga por atrito lateral:	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação
sem a variável comprimento	0,791	3	160,88	-121,58	0,730
com a variável comprimento	0,912	3	81,72	-141,18	0,871

4.1.1.3 Carga total

Para a determinação da capacidade de carga total foram simulados quatro modelos distintos, todos com a mesma variável de saída Q_T (kN) e 6 variáveis de entrada NPAr, NPAg, NPSi, NLAr, NLAg e NLSi, provenientes do resultado do ensaio de SPT. As variações dos modelos ficam então limitadas as modificações entre as variáveis de entrada provenientes das características geométricas da estaca, como a área da seção transversal, o perímetro da seção transversal e o comprimento efetivo.

4.1.1.3.1 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro)

Neste modelo para carga total, além das variáveis de entrada utilizadas em todos os modelos (NPAr, NPAg, NPSi, NLAr, NLAg, NLSi) foi acrescida a variável da característica geométrica, sendo esta o perímetro da seção transversal (cm). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 13, onde a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R^2 de 0,915 e 0,892 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e maior valor do R^2 da validação, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e maior valor do R^2 da validação, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 13 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com o perímetro) das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,915	67,33	-516,53	0,852
	Logarítmica	0,907	73,08	-306,56	0,868
2	Tangente Hiperbólica	0,942	74,99	-631,77	0,815
	Logarítmica	0,943	78,32	-687,55	0,802
3	Tangente Hiperbólica	0,942	68,54	-626,38	0,810
	Logarítmica	0,915	75,89	-233,81	0,892
4	Tangente Hiperbólica	0,952	64,51	-498,65	0,832
	Logarítmica	0,958	73,17	-606,57	0,689
5	Tangente Hiperbólica	0,948	80,10	-589,14	0,818

	Logarítmica	0,927	76,28	-489,38	0,834
6	Tangente Hiperbólica	0,931	71,17	-467,91	0,890
	Logarítmica	0,934	68,49	-360,21	0,863
7	Tangente Hiperbólica	0,889	71,39	-294,15	0,754
	Logarítmica	0,939	69,62	-396,36	0,840
8	Tangente Hiperbólica	0,928	76,58	-215,56	0,888
	Logarítmica	0,911	95,60	-351,11	0,779
9	Tangente Hiperbólica	0,951	77,17	-236,73	0,697
	Logarítmica	0,973	116,76	-321,50	0,682
10	Tangente Hiperbólica	0,948	89,67	-269,73	0,720
	Logarítmica	0,933	96,63	-119,18	0,848
11	Tangente Hiperbólica	0,935	80,09	-312,53	0,775
	Logarítmica	0,951	98,89	-285,73	0,694
12	Tangente Hiperbólica	0,967	77,77	-478,33	0,803
	Logarítmica	0,961	71,60	-658,90	0,740
13	Tangente Hiperbólica	0,926	157,64	-88,37	0,866
	Logarítmica	0,915	80,82	-174,12	0,875
14	Tangente Hiperbólica	0,964	72,21	-652,83	0,768
	Logarítmica	0,917	231,85	-518,29	0,900
15	Tangente Hiperbólica	0,976	202,13	-147,11	0,844
	Logarítmica	0,920	183,48	-256,41	0,686

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 33, observa-se a partir do intervalo entre os erros máximos positivo (75,89%) e negativo (-233,81%).

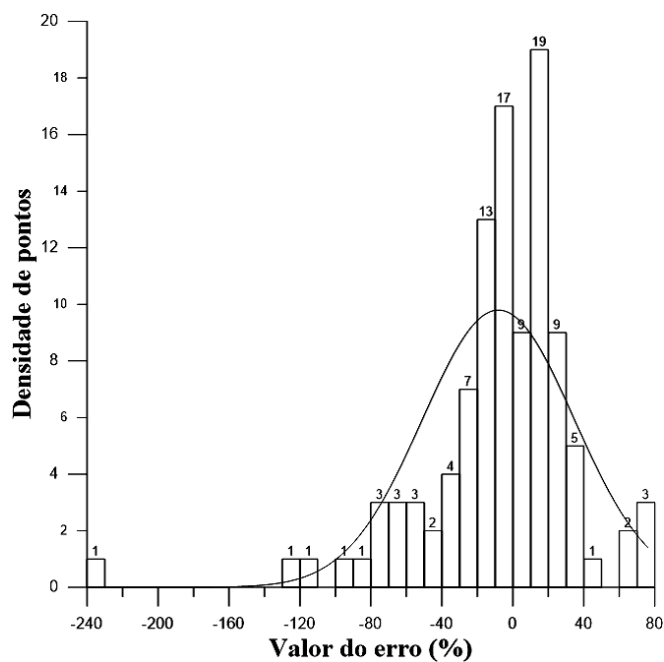


Figura 33 Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado

Como pode ser visto, o valor máximo negativo é elevado devido a um dado isolado, elevando assim o valor do desvio padrão (42,74), que há uma dispersão elevada dos valores em torno da média (-8,18), mas também nota-se analisando a média que a concentração maior de erros fica em torno do 0%. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 34 a) e da validação (Figura 34 b) são apresentados os valores dos coeficientes de determinação e o ordenamento dos pontos.

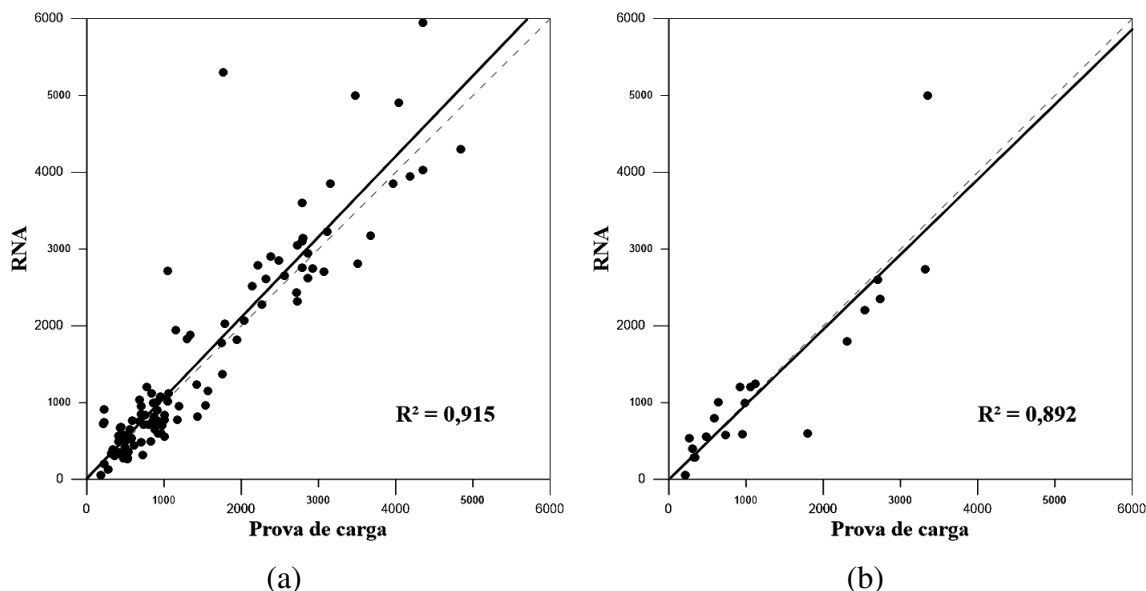


Figura 34 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (7 variáveis com o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado

Nota-se que as inclinações das retas e o ordenamento dos pontos comportam-se bem próximos do ideal, mesmo que, apresentando em ambos os gráficos alguns pontos dispersos.

4.1.1.3.2 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (área)

Neste modelo foram utilizadas as variáveis de entrada comuns aos outros (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi) com a adição da variável da característica geométrica, representada pela área da seção transversal (cm²). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 14, onde a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R² de 0,908 e 0,808 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 14 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com a área) das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo	Erro mínimo	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,908	72,44	-553,25	0,881
	Logarítmica	0,911	71,86	-454,43	0,863
2	Tangente Hiperbólica	0,908	84,36	-112,10	0,808
	Logarítmica	0,930	72,28	-566,23	0,736
3	Tangente Hiperbólica	0,960	67,57	-532,61	0,477
	Logarítmica	0,939	73,46	-214,92	0,852
4	Tangente Hiperbólica	0,927	100,49	-632,65	0,877
	Logarítmica	0,957	68,68	-469,51	0,625
5	Tangente Hiperbólica	0,948	107,08	-331,51	0,847
	Logarítmica	0,923	75,37	-40 %6,76	0,842
6	Tangente Hiperbólica	0,935	68,33	-309,22	0,877
	Logarítmica	0,921	65,84	-377,92	0,701
7	Tangente Hiperbólica	0,934	71,20	-550,40	0,895
	Logarítmica	0,945	86,59	-293,63	0,724
8	Tangente Hiperbólica	0,926	78,07	-225,23	0,871
	Logarítmica	0,959	63,37	-466,93	0,603
9	Tangente Hiperbólica	0,968	63,74	-122,50	0,882
	Logarítmica	0,922	91,31	-366,35	0,844
10	Tangente Hiperbólica	0,975	58,33	-278,59	0,605
	Logarítmica	0,972	129,02	-378,23	0,709
11	Tangente Hiperbólica	0,959	62,01	-267,88	0,874
	Logarítmica	0,955	314,84	-237,95	0,740
12	Tangente Hiperbólica	0,948	120,79	-96,20	0,825
	Logarítmica	0,964	78,29	-496,27	0,673
13	Tangente Hiperbólica	0,960	77,77	-1227,31	0,666
	Logarítmica	0,945	77,94	-326,09	0,646
14	Tangente Hiperbólica	0,964	84,66	-222,23	0,798
	Logarítmica	0,950	203,37	-603,60	0,895
15	Tangente Hiperbólica	0,966	138,80	-158,13	0,792
	Logarítmica	0,971	379,79	-165,17	0,769

Na Figura 35 observa-se a distribuição dos dados no intervalo entre os erros máximos positivo (84,35%) e negativo (-112,09%).

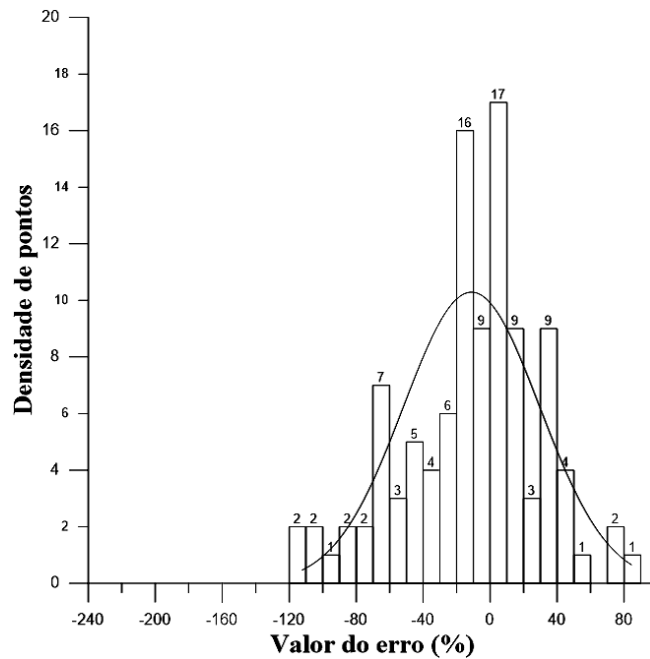


Figura 35 Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com a área) da estaca pré-moldada de concreto armado

Ambos os erros são elevados, sem nenhum dado disperso da distribuição normal, mas apresentando em torno do 0% de erros uma concentração maior dos dados. Nota-se ainda que o valor do desvio padrão (40,71) é consideravelmente elevado, indicando uma dispersão elevada dos valores em torno da média (-11,12). Nos gráfico de dispersão do treinamento (Figura 36 a) e da validação (Figura 36 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas

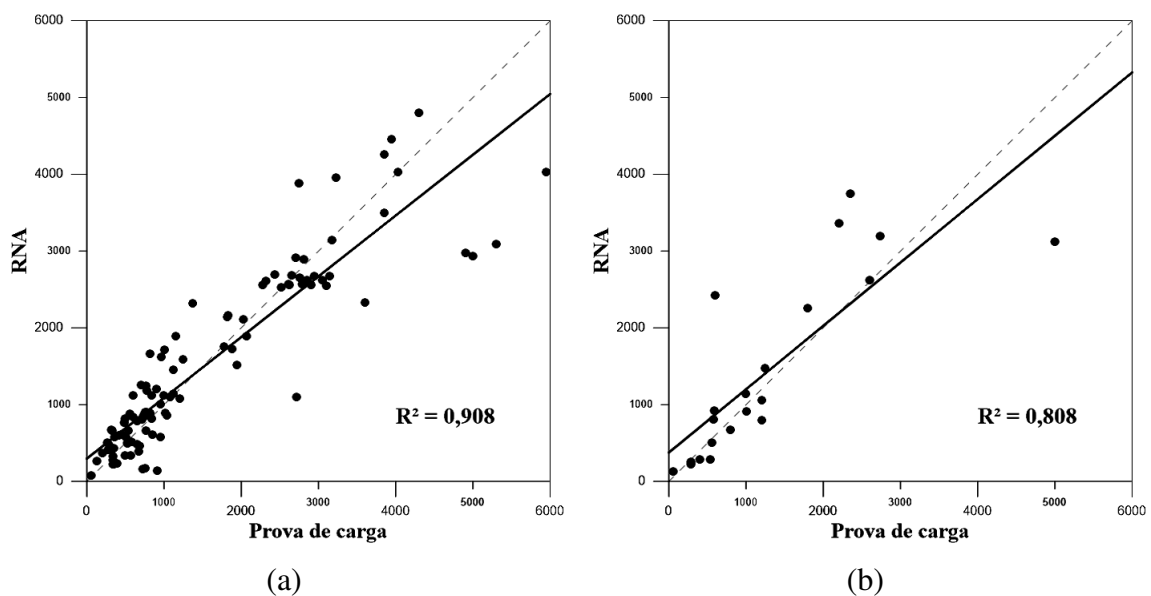


Figura 36 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da a carga total (7 variáveis com a área) da estaca pré-moldada de concreto armado

Analisando ambos os gráficos nota-se uma grande dispersão dos pontos em torno das retas, e suas inclinações não estão tão próximas do ideal.

4.1.1.3.3 Modelo da carga total com 8 variáveis de entrada

As modificações realizadas na quantidade das variáveis de entrada utilizadas foram provenientes do acréscimo do perímetro da seção transversal (cm) e do comprimento efetivo da estaca (m), além das outras variáveis comuns aos outros modelos para carga total (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 15, onde a RNA considerada como mais eficiente foi a com 4 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R^2 de 0,919 e 0,869 para o treinamento e validação, respectivamente.

Tabela 15 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (8 variáveis com a área e o perímetro) das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,918	71,18	-310,77	0,870
	Logarítmica	0,920	68,08	-324,22	0,845
2	Tangente Hiperbólica	0,942	54,89	-584,36	0,815
	Logarítmica	0,934	162,57	-291,73	0,866
3	Tangente Hiperbólica	0,908	59,23	-218,44	0,756
	Logarítmica	0,929	68,40	-311,65	0,885
4	Tangente Hiperbólica	0,919	71,14	-190,34	0,869
	Logarítmica	0,961	91,45	-918,14	0,737
5	Tangente Hiperbólica	0,948	96,25	-497,03	0,831
	Logarítmica	0,965	104,57	-262,44	0,824
6	Tangente Hiperbólica	0,932	119,30	-108,72	0,849
	Logarítmica	0,937	69,78	-187,93	0,807
7	Tangente Hiperbólica	0,966	59,48	-636,58	0,767
	Logarítmica	0,970	54,62	-410,15	0,802
8	Tangente Hiperbólica	0,956	62,70	-270,70	0,786
	Logarítmica	0,954	113,94	-158,70	0,815
9	Tangente Hiperbólica	0,968	96,27	-214,01	0,568
	Logarítmica	0,955	144,39	-127,13	0,816
10	Tangente Hiperbólica	0,938	78,96	-448,80	0,550
	Logarítmica	0,974	227,13	-130,66	0,432
11	Tangente Hiperbólica	0,928	76,86	-360,94	0,734
	Logarítmica	0,921	103,96	-585,27	0,920
12	Tangente Hiperbólica	0,972	241,45	-123,98	0,756

	Logarítmica	0,977	102,69	-176,61	0,623
13	Tangente Hiperbólica	0,869	209,01	-313,29	0,780
	Logarítmica	0,948	62,75	-167,57	0,798
14	Tangente Hiperbólica	0,979	60,87	-130,66	0,867
	Logarítmica	0,976	77,53	-465,01	0,819
15	Tangente Hiperbólica	0,970	74,98	-119,25	0,740
	Logarítmica	0,964	104,31	-296,89	0,662
16	Tangente Hiperbólica	0,983	61,94	-503,98	0,353
	Logarítmica	0,948	90,81	-228,37	0,842
17	Tangente Hiperbólica	0,988	148,28	-84,05	0,859
	Logarítmica	0,946	93,97	-378,16	0,759

Na Figura 37 nota-se que a distribuição dos erros é bem dispersa, podendo ser identificado o intervalo entre os erros máximos positivo (71,14%) e negativo (-190,34%).

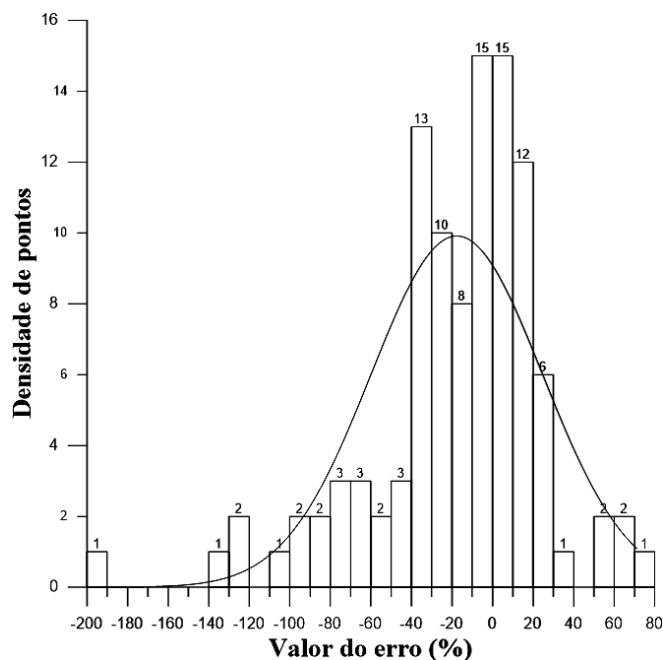


Figura 37 Histograma de erros da RNA para uma carga total (8 variáveis com a área e o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado

Tais limites de erros apresentam dados com valores elevados, tendo o valor máximo negativo representado por um dado isolado. Nota-se uma concentração maior dos dados em torno do 0% de erros. Pode-se identificar, através da análise do desvio padrão (42,24), valor consideravelmente elevado, uma alta dispersão dos valores em torno da média (-17,65). Contudo nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 38 a) e da validação (Figura 38 b) nota-se uma dispersão considerável dos pontos em torno das retas.

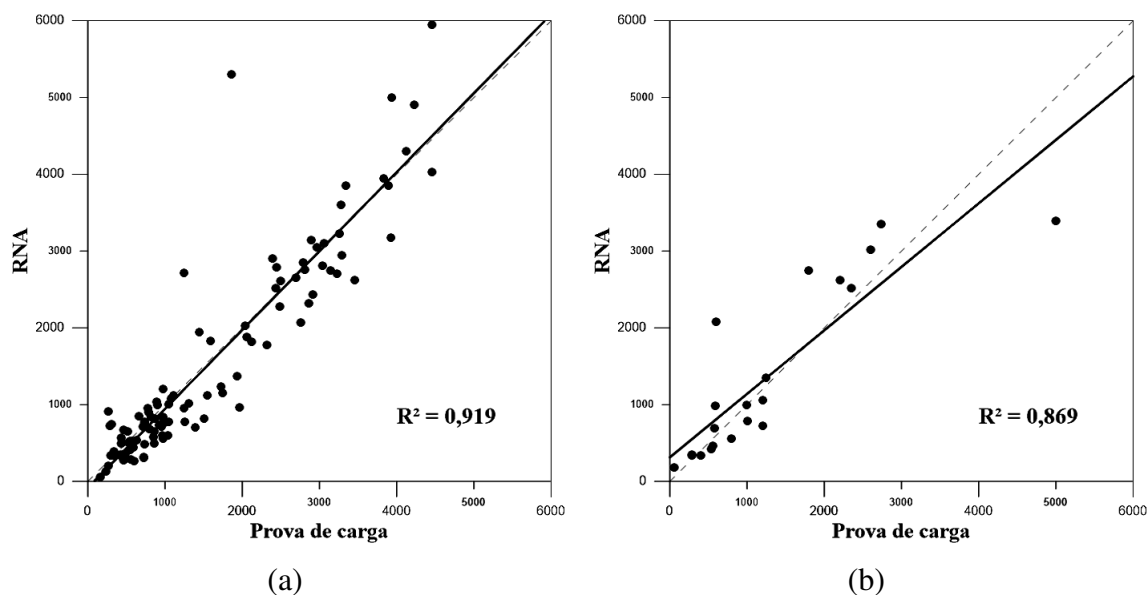


Figura 38 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (8 variáveis com a área e o perímetro) da estaca pré-moldada de concreto armado

Destaca-se alguns pontos que destoam bastante do padrão no gráfico do treinamento, entretanto as inclinações das retas apresentam-se bem próximos do ideal, e os valores dos R^2 apresenta-se consideravelmente aceitáveis.

4.1.1.3.4 Modelo da carga total com 9 variáveis de entrada

Este modelo utiliza todas as seis variáveis de entrada obtidas através do ensaio de SPT (NPAr, NPAg, NPSi, NLA r, NLA g, NLSi), e todas as três variáveis provenientes das características geométricas da estaca, sendo o comprimento efetivo da estaca (m), o perímetro (cm) e a área (cm²) da seção transversal. Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 16, onde a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R^2 de 0,933 e 0,877 para o treinamento e validação, respectivamente.

Tabela 16 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (9 variáveis) das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,912	67,43	-295,60	0,868
	Logarítmica	0,916	72,79	-229,44	0,855
2	Tangente Hiperbólica	0,933	55,77	-262,15	0,877
	Logarítmica	0,946	62,93	-525,99	0,773

3	Tangente Hiperbólica	0,910	87,62	-226,53	-0,548
	Logarítmica	0,928	63,38	-629,31	0,785
4	Tangente Hiperbólica	0,921	70,41	-295,07	0,866
	Logarítmica	0,918	70,71	-370,37	0,846
5	Tangente Hiperbólica	0,944	58,05	-354,19	0,820
	Logarítmica	0,941	69,66	-368,95	0,821
6	Tangente Hiperbólica	0,942	151,45	-77,91	0,853
	Logarítmica	0,926	254,22	-156,84	0,806
7	Tangente Hiperbólica	0,920	88,25	-201,03	0,794
	Logarítmica	0,980	191,29	-102,59	0,782
8	Tangente Hiperbólica	0,935	123,82	-106,94	0,794
	Logarítmica	0,924	52,33	-373,24	0,750
9	Tangente Hiperbólica	0,955	55,42	-305,37	0,896
	Logarítmica	0,952	63,30	-257,60	0,629
10	Tangente Hiperbólica	0,946	72,71	-341,55	0,701
	Logarítmica	0,966	69,29	-167,18	0,883
11	Tangente Hiperbólica	0,916	81,05	-96,67	0,871
	Logarítmica	0,971	82,32	-128,21	0,679
12	Tangente Hiperbólica	0,969	106,21	-268,04	0,802
	Logarítmica	0,974	148,35	-182,94	0,925
13	Tangente Hiperbólica	0,969	43,88	-195,52	0,691
	Logarítmica	0,953	65,78	-508,86	0,707
14	Tangente Hiperbólica	0,905	102,94	-201,69	0,830
	Logarítmica	0,975	50,34	-313,52	0,797
15	Tangente Hiperbólica	0,953	257,20	-221,70	0,814
	Logarítmica	0,959	57,50	-269,41	0,846
16	Tangente Hiperbólica	0,916	221,76	-79,93	0,593
	Logarítmica	0,963	40,50	-335,53	0,829
17	Tangente Hiperbólica	0,946	140,59	-361,41	0,656
	Logarítmica	0,991	44,11	-263,17	0,821
18	Tangente Hiperbólica	0,964	96,57	-161,85	0,703
	Logarítmica	0,975	135,13	-297,90	0,796
19	Tangente Hiperbólica	0,966	299,22	-111,26	0,729
	Logarítmica	0,950	67,72	-107,55	0,706

O histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 39, apresenta os valores da média (-12,24) e do desvio padrão (46,17), bem próximos dos outros modelos de capacidade de carga total. Podendo ainda identificar no intervalo entre os erros máximos positivo (55,77%) e negativo (-262,14%), que pontos dispersos são encontrados na faixa negativa do histograma, possivelmente influenciados pelos resultados dispersos encontrados no modelo da capacidade de carga de ponta, mas com uma alta concentração dos erros torno do 0%.

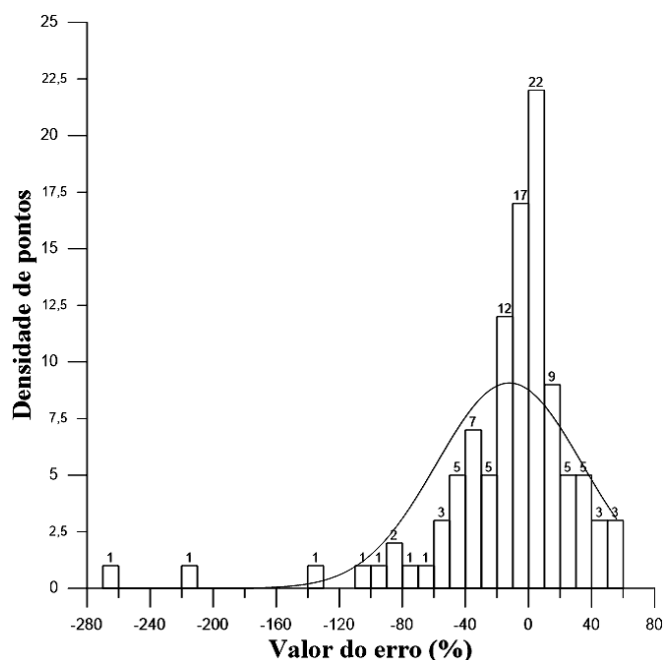


Figura 39 Histograma de erros da RNA para a carga total (9 variáveis) da estaca pré-moldada de concreto armado

Analisando os dados dispersos, da mesma forma que no modelo da capacidade de carga de ponta, possíveis inconsistências nos resultados dos ensaios de prova de carga ou SPT influenciaram na dispersão desses dados, visto que, os valores de capacidade de carga dessas estacas também são discrepantes quando estimados pelos métodos semi-empíricos brasileiros. De forma genérica, os valores dos erros negativos influenciam no subdimensionamento dos projetos de fundações, onerando os custos, mas mantendo a segurança.

Quanto a faixa positiva do histograma, o valor máximo é relativamente baixo, e menor quando comparado com os obtidos pelos outros métodos semi-empíricos. Assim, quando aplicado o coeficiente de segurança sobre esses valores os mesmos se tornam aceitáveis.

Contudo no gráfico de dispersão do treinamento (Figura 40 a) nota-se uma concentração de pontos e inclinação da reta próximo do ideal, mesmo pontos se apresentando de forma dispersas, para a validação (Figura 40 b) a inclinação da reta se mostra deslocada do ideal e o ordenamento dos pontos, em geral, segue um padrão definido, mas com dois pontos destoando.

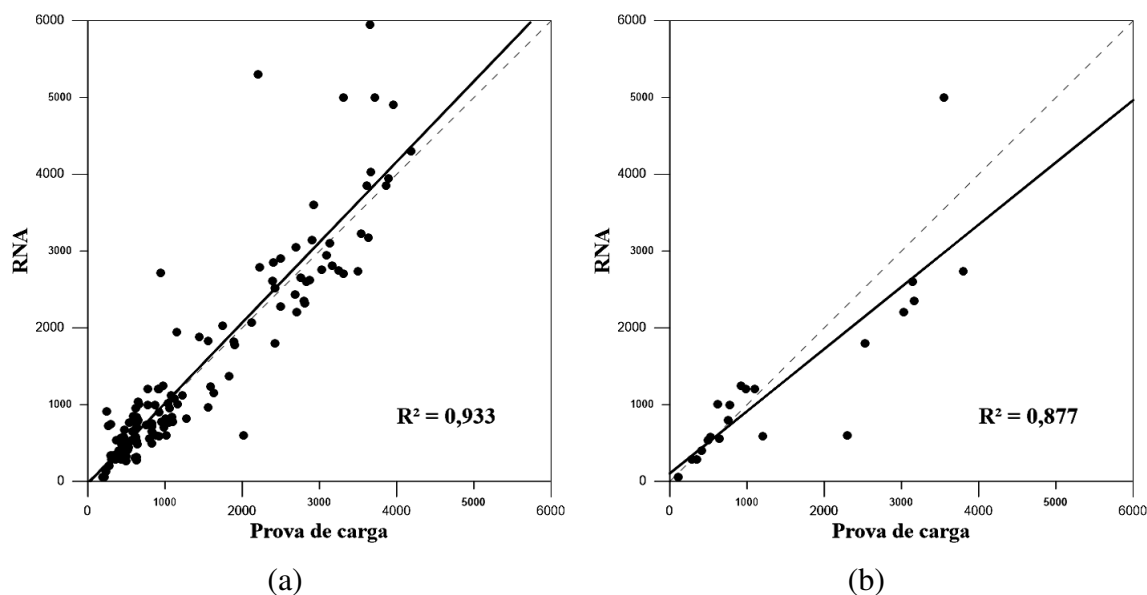


Figura 40 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (9 variáveis) da estaca pré-moldada de concreto armado

Os valores dos R^2 apresentam-se elevados, tanto para treinamento quanto para validação, em comparação com os outros modelos, indicando uma robustez maior deste modelo.

4.1.1.3.5 Escolha do modelo para a carga total

Ao comparar os 4 modelos desenvolvidos, como visto na Tabela 17, foi considerado como mais eficiente o com 9 variáveis, mesmo apresentado o maior valor do erro máximo negativo dentre todos os outros. O modelo apresentou maiores valores de R^2 para o treinamento e validação e menor erro máximo positivo, além de ter a menor quantidade de neurônios, deixando assim suas equações mais esbeltas, com uma quantidade menor de termos.

Tabela 17 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total para estacas pré-moldadas de concreto armado

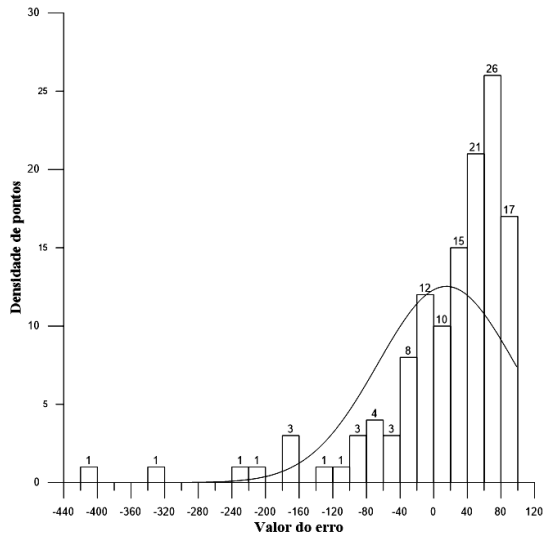
Modelo da carga de ponta com:	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação
7 variáveis (perímetro)	0,915	3	75,89	-233,81	0,892
7 variáveis (área)	0,908	2	84,36	-112,10	0,808
8 variáveis	0,919	4	71,14	-190,34	0,869
9 variáveis	0,933	2	55,77	-262,15	0,877

4.1.1.4 Comparações com os métodos semi-empíricos

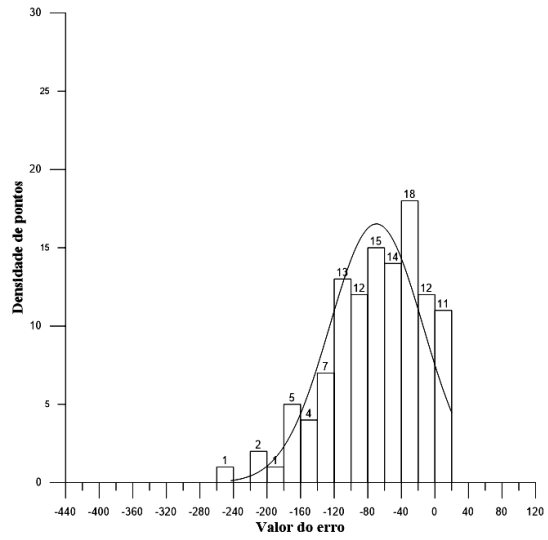
Quando comparados os resultados obtidos entre as simulações dos métodos utilizando RNA aos métodos semi-empíricos brasileiros de determinação da capacidade de carga de estaca pré-moldada de concreto armado, especificamente os de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt-Quaresma (1978), nota-se que as RNAs apresentam valores mais acurados e precisos. Neles os intervalos dos erros máximos positivos e negativos são menores e os valores dos coeficientes de determinação são maiores, além das retas de inclinação ficarem bem mais próximas do ideal, corroborando com a maior eficiência dos métodos desenvolvidos.

Nota-se que os histogramas de erros do método de Aoki-Velloso (1975), para carga de ponta (Figura 41 a) e carga total (Figura 41 e), apresentam grande dispersão dos erros, com valores máximo positivo (98,84 ; 95,01) e negativo (-410,20 ; -230,06) elevados, além das concentrações dos dados ficarem fora do ideal (em torno do 0%). Para a carga por atrito lateral (Figura 41 c) a distribuição dos pontos é mais uniforme ao longo do intervalo de erros máximos positivo (91,91) e negativo (-177,73), sem apresentar uma concentração distinta de pontos próximo do 0%.

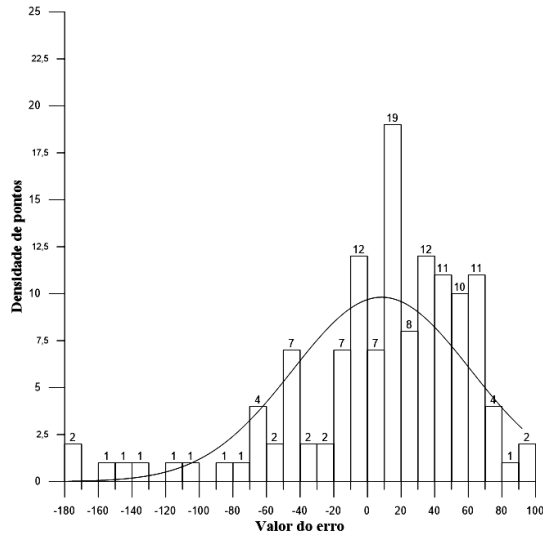
O histograma de erros para carga de ponta (Figura 41 b), calculado através do método de Décourt-Quaresma (1978), apresenta uma distribuição no intervalo entre os erros máximos positivo (97,35) e negativo (-142,96), em que os dados se comportam de forma mais concentrada, mas longe do ideal. Para a carga por atrito lateral (Figura 41 d) os dados se apresentam de forma mais distribuída, no intervalo dos erros máximos positivo (84,40) e negativo (-243,04), e com as concentrações de dados distantes do 0% de erros. Analisando a carga total (Figura 41 f), nota-se um intervalo menor entre os erros máximos positivo (74,50) e negativo (-134,95), e com uma concentração dos dados bem próximas do 0% de erros.



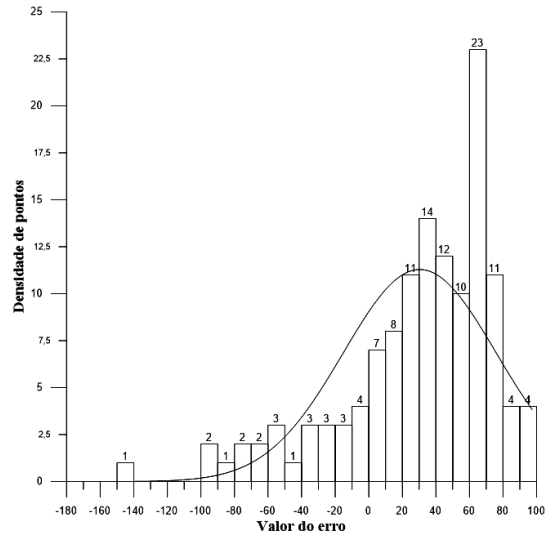
(a)



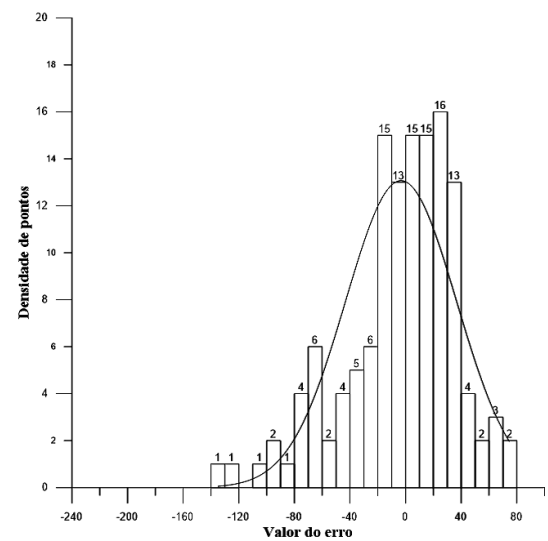
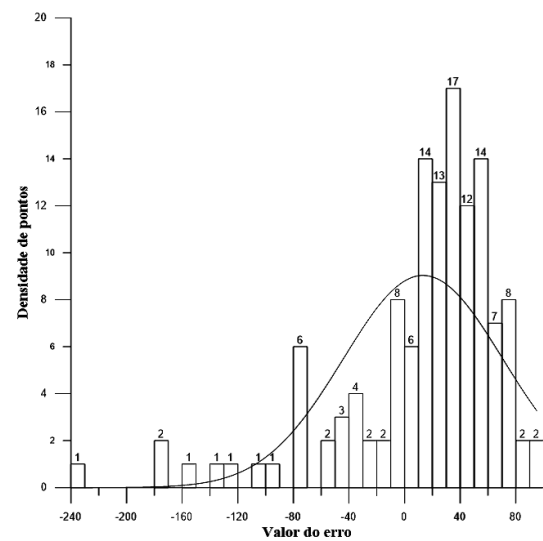
(b)



(c)



(d)



(e)

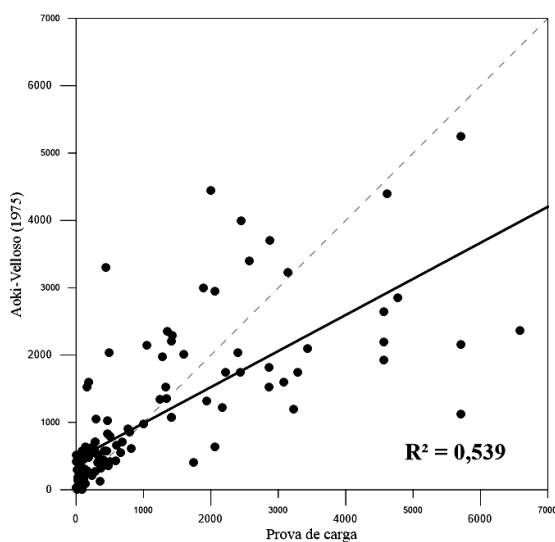
(f)

Figura 41 Histogramas de erros para estaca pré-moldada de concreto armado, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral (c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

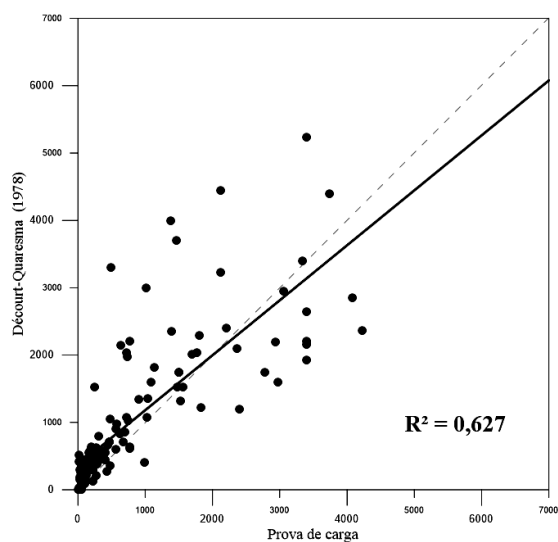
As afirmações sobre as concentrações dos erros distantes do ideal podem ser confirmadas através das análises das médias, conforme Tabela 18, em que quanto maior o valor mais distante as concentrações estão. Analisando o desvio padrão, pode-se observar que quanto maior seu valor mais dispersos estão seus dados em relação à média.

Tabela 18 Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.

Capacidade de Carga	Aoki-Velloso (1975)		Décourt-Quaresma (1978)	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Ponta	15,07	81,50	-69,75	55,53
Por atrito lateral	8,50	52,85	30,35	45,58
Total	13,23	57,40	-3,29	39,99



(a)



(b)

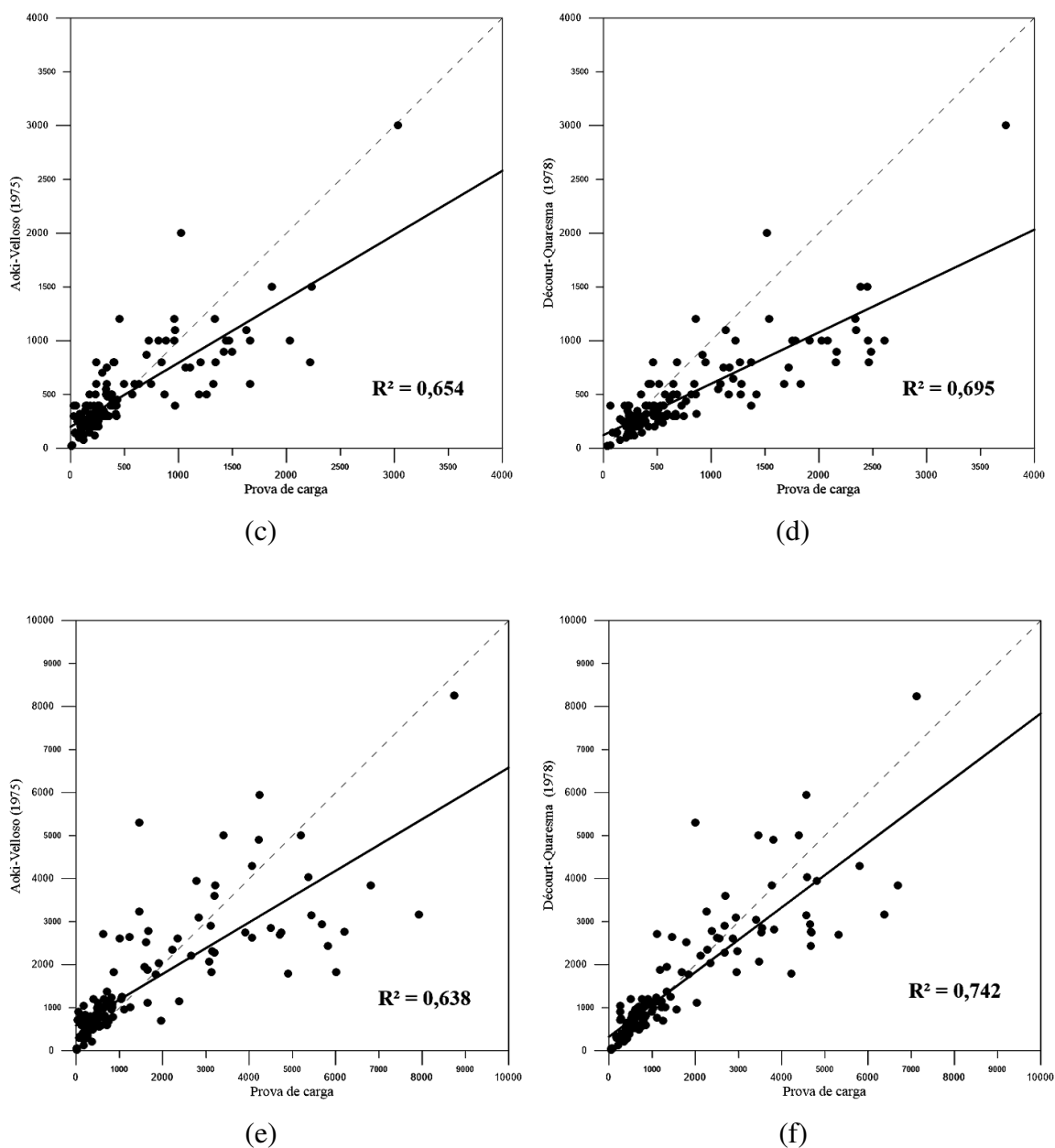


Figura 42 Coeficiente de determinação para estaca pré-moldada de concreto armado, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral (c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

Para os gráficos de dispersão, tanto para o método de Aoki-Velloso (1975), carga de ponta (Figura 42 a), carga por atrito lateral (Figura 42 c) e carga total (Figura 42 e), quanto para o método de Décourt-Quaresma (1978), carga de ponta (Figura 42 b), carga por atrito lateral (Figura 42 d) e carga total (Figura 42 f), ambos apresentam valores considerados baixos dos coeficientes de determinação e as inclinações das retas estão longe de alcançar o ideal.

4.1.1.5 Considerações sobre as melhores RNA e equações

Após a realização das simulações para uma metodologia da carga de ponta, duas metodologias para a carga por atrito lateral e quatro metodologias para a carga total, foram determinadas as três RNA mais eficientes, levando em conta os critérios de menor número de neurônios possíveis, faixa de maiores erros positivos e negativos, e maiores valores de R^2 para treinamento e validação. Também, considerando a comparação com os resultados utilizando os métodos semi-empíricos brasileiros de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt-Quaresma (1978).

Foi realizada uma análise comparativa e seus resultados apresentados na Tabela 19, em que foi escolhida para a carga de ponta a RNA “Ponta”, e quando comparado com os métodos semi-empíricos apresenta valores maiores para R^2 de treinamento e validação e para o erro máximo positivo, já para o erro máximo negativo o modelo apresenta valor menor do que o método de Aoki-Velloso, mas superior ao encontrado pelo método de Décourt-Quaresma.

Para a carga por atrito lateral foi escolhida a RNA “Por atrito lateral com a variável comprimento”, visto que, se apresenta de forma superior em todos os critérios comparativos utilizados. Já quando comparados com os métodos semi-empíricos, o modelo apresenta valores melhores para R^2 de treinamento e validação e para o erro máximo positivo e negativo.

O modelo para carga total considerado como mais eficiente foi o com 9 variáveis, mesmo apresentado o maior valor do erro máximo negativo entre os outros modelos e os métodos semi-empíricos. Entretanto, apresentou melhores coeficientes em relação aos outros parâmetros analisados, além da menor quantidade de neurônios.

Tabela 19 Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, com dados de provas de carga estática e dinâmica para pré-moldadas de concreto armado

Comparação dos coeficientes de determinação entre os métodos semi-empíricos e as RNA											
Todas as provas de carga											
Carga	RNA				Aoki-Velloso (1975)			Décourt-Quaresma (1978)			
	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação	R^2	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)
Ponta	0,904	2	75,03	-395,86	0,892	0,539	98,84	-410,20	0,627	97,35	-142,96
Por atrito lateral sem a variável comprimento	0,791	3	160,88	-121,58	0,730	0,654	91,91	-177,73	0,695	84,40	-243,04
Por atrito lateral com a variável comprimento	0,912	3	81,72	-141,18	0,871						
Total com 7 variáveis (perímetro)	0,915	3	75,89	-233,81	0,892						
Total com 7 variáveis (área)	0,908	2	84,36	-112,10	0,808	0,638	95,01	-230,06	0,742	74,50	-134,95
Total com 8 variáveis	0,919	4	71,14	-190,34	0,869						
Total com 9 variáveis	0,933	2	55,77	-262,15	0,877						

Para a utilização dos métodos propostos sem a utilização de programas complexos e simulações das RNAs treinadas, foram geradas equações para cada carga: de ponta(Equação 15), por atrito lateral (Equação 18) e total(Equação 22).

$$Q_P = \frac{2755841}{1382} \tanh(P_1) - \frac{1839529}{7627} \tanh(P_2) + \frac{962250}{629}$$

(Equação 15)

$$P_1 = \frac{533}{847491} A - \frac{124179}{92618} - \frac{1129}{529668} NPAg + \frac{3091}{521742} NPAr + \frac{2463}{167876} NPSi$$

(Equação 16)

$$P_2 = \frac{116591}{2978297} A - \frac{234173}{4585} - \frac{36103}{11346} NPAg - \frac{11483}{51942} NPAr + \frac{33275}{37766} NPSi$$

(Equação 17)

Nelas,NPAr, NPAg, NPSi são os valores médios dos N_{SPT} , A a área da seção transversal da estaca (cm²), e para a saída a variável Q_P (kN) carga de ponta.

$$Q_L = \frac{41225351}{59(e^{L_1} + 1)} - \frac{1234567}{1995e^{L_2}} - \frac{796339}{2312e^{L_3}} + \frac{816231}{881}$$

(Equação 18)

$$L_1 = -\frac{35347}{71333} P + \frac{357538}{2755} - \frac{52024}{225073} L - \frac{33399}{18892} NLA_g + \frac{29359}{9188} NLA_r - \frac{67739}{44358} NLSi$$

(Equação 19)

$$L_2 = \frac{17243}{469520} P - \frac{87296}{24445} + \frac{14477}{112732} L - \frac{18671}{83458} NLA_g - \frac{19001}{80470} NLA_r - \frac{8171}{32061} NLSi$$

(Equação 20)

$$L_3 = -\frac{3531}{41956} P - \frac{216307}{2715} + \frac{21328}{56453} L + \frac{125615}{16042} NLA_g + \frac{88172}{10999} NLA_r + \frac{148027}{19449} NLSi$$

(Equação 21)

Nelas,NLA_r, NLA_g, NLSi são os valores médios dos N_{SPT} , P o perímetro (cm) e L o comprimento efetivo (m), para a saída a variável Q_L (kN) carga lateral.

$$Q_T = -\frac{501073}{1574} \tanh(T_1) - \frac{1903761}{856} \tanh(T_2) + \frac{1723099}{779}$$

(Equação 22)

$$T_1 = \frac{11752}{255613} P + \frac{65799}{7282} + \frac{232}{2565537} A - \frac{9022}{9943} L + \frac{38901}{83936} NLA_g \frac{7786}{23553} NLA_r$$

$$- \frac{15467}{38644} NLSi - \frac{18481}{57536} NPA_g - \frac{22783}{32365} NPA_r + \frac{6167}{237234} NPSi$$

(Equação 23)

$$T_2 = \frac{1741}{553469} P + \frac{32470}{28961} - \frac{1156}{1607239} A - \frac{2954}{1161691} L - \frac{3836}{213547} NLA_g - \frac{4205}{454794} NLA_r$$

$$- \frac{1673}{477012} NLSi + \frac{833}{1092407} NPA_g + \frac{3538}{797389} NPA_r - \frac{30829}{3094258} NPSi$$

(Equação 24)

Nas equações acima, NLA_r , NLA_g , $NLSi$, NPA_r , NPA_g , $NPSi$ são os valores médios dos N_{SPT} , A e P são, respectivamente, a área (cm^2) e o perímetro (cm) da seção transversal e L o comprimento efetivo (m) da estaca, para a saída a variável Q_T (kN) carga total.

4.1.2 RNAs treinadas com os resultados de provas de carga estáticas

Para todos os modelos a seguir, o banco de dados foi formado por 78 resultados de ensaios de provas de carga estática, sendo 65 destas escolhidas de forma aleatória para o treinamento e 13 para validação. Os treinamentos de todas as RNA utilizaram o acelerador de convergência de Levenberg-Marquardt. Na Tabela 20 são apresentados os intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos:

Tabela 20 Intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos utilizando provas de carga estáticas

Variáveis de entrada e saída			
	Variável	Mínimo	Máximo
	NLAr	0	14,0833
	NLA _g	0	13,25
	NLSi	0	15,2
	NPAr	0	34
	NPA _g	0	31,3333
	NPSi	0	34
	Área (cm ²)	676	4900
	Perímetro (cm)	104	280
	Comprimento (C)	3,3	39,9
Variáveis de saída			
	Q _P (kN)	25	1740
	Q _L (kN)	25	1200
	Q _T (kN)	850	5950

4.1.2.1 Carga de ponta

Para o modelo da carga de ponta, as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NPAr, NPA_g, NPSi e a área (cm²), para a saída a variável Q_P (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 21, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R² de 0,803 e 0,571 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e ao maior R² da validação, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 21 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldadas de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,805	64,64	-581,17	0,455
	Logarítmica	0,805	68,73	-477,76	0,463
2	Tangente Hiperbólica	0,756	59,93	-669,12	0,456
	Logarítmica	0,803	138,67	-266,66	0,571
3	Tangente Hiperbólica	0,853	67,29	-526,54	0,531
	Logarítmica	0,850	74,71	-441,93	0,475
4	Tangente Hiperbólica	0,897	62,69	-512,94	0,587
	Logarítmica	0,884	64,88	-489,86	0,542
5	Tangente Hiperbólica	0,920	72,11	-305,05	0,637
	Logarítmica	0,834	120,69	-451,49	0,610
6	Tangente Hiperbólica	0,920	62,14	-192,73	0,282
	Logarítmica	0,892	68,92	-449,43	0,248
7	Tangente Hiperbólica	0,888	91,71	-206,96	0,445
	Logarítmica	0,900	86,65	-115,65	0,351
8	Tangente Hiperbólica	0,870	282,18	-173,98	0,606
	Logarítmica	0,910	87,26	-711,33	0,219
9	Tangente Hiperbólica	0,918	68,69	-465,69	0,252
	Logarítmica	0,919	63,84	-539,65	0,235

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 43, observa-se um intervalo entre os erros máximos positivo (138,67%) e negativo (-66,66%).

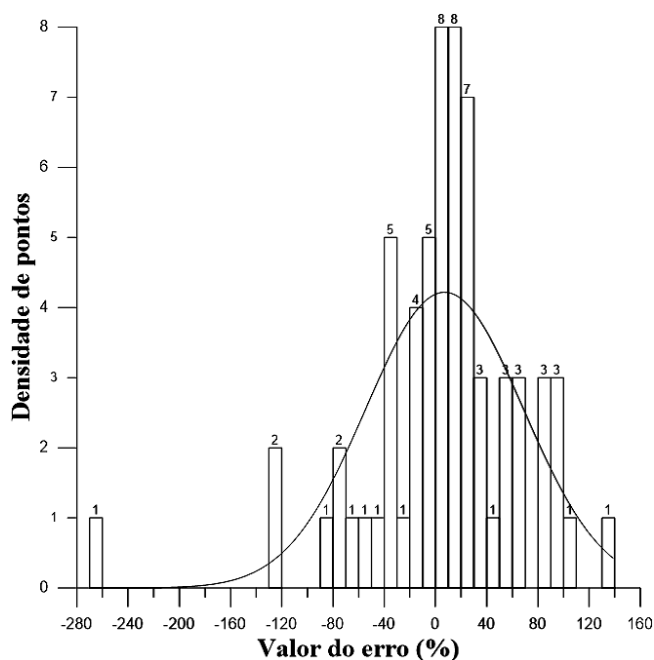


Figura 43 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Nota-se uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros), confirmando-se ao analisar o valor da média (7,06), contudo o desvio padrão (61,47) apresenta um valor consideravelmente alto, mostrando que os dados estão dispersos em relação à média. Nos gráfico de dispersão do treinamento (Figura 44 a) e da validação (Figura 44 b) pode ser identificado os valores do R^2 .

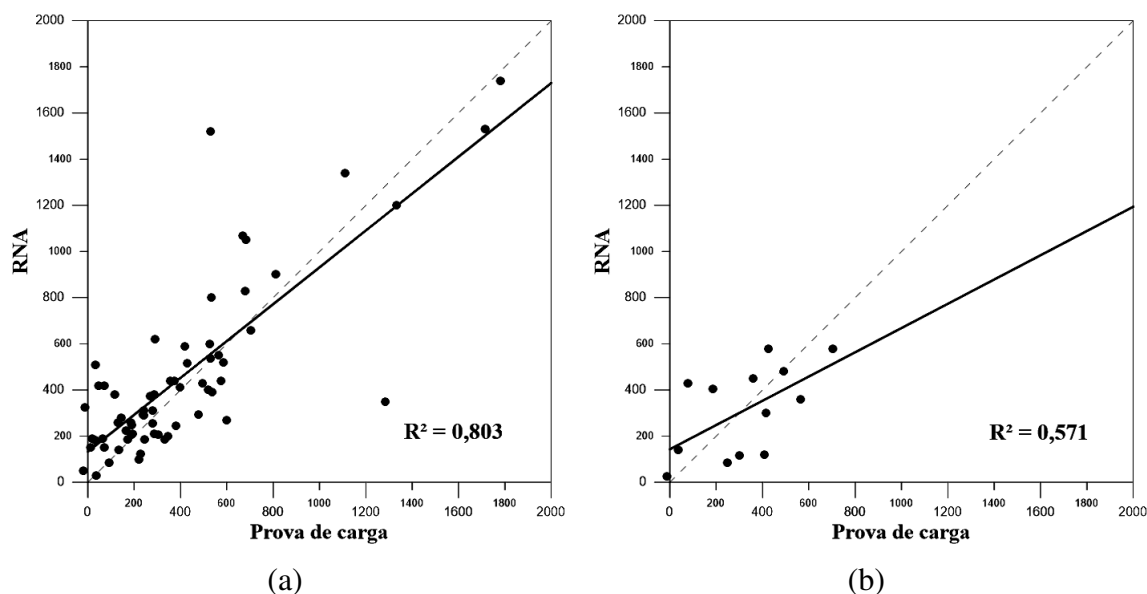


Figura 44 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Contudo no gráfico de dispersão do treinamento nota-se uma concentração de pontos e inclinação da reta próximo do ideal, mesmo pontos se apresentando de forma dispersas, para a validação a inclinação da reta se mostra deslocada do ideal e o ordenamento dos pontos, em geral, não seguem um padrão definido.

4.1.2.2 Carga por atrito lateral

Neste tópico são analisados os dois modelos propostos para a carga por atrito lateral, o primeiro com quatro variáveis de entrada (NLAr, NLA_g, NLSi e perímetro (cm)) e uma de saída (Q_L (kN)), e o segundo utilizando as mesmas variáveis do anterior, mas com o acréscimo de uma variável na entrada, o valor do comprimento efetivo da estaca (m).

4.1.2.2.1 Modelo para carga por atrito lateral sem comprimento efetivo da estaca

Para este modelo de carga total as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NLAr, NLA_g, NLSi e o perímetro (cm), para a saída a variável Q_L (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 22, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R² de 0,798 e 0,491 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e maior valor do R² do treinamento, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 22 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo	Erro mínimo	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,693	67,10	-436,47	0,707
	Logarítmica	0,688	69,34	-557,07	0,674
2	Tangente Hiperbólica	0,822	74,38	-482,35	0,565
	Logarítmica	0,578	77,01	-420,83	0,580
3	Tangente Hiperbólica	0,798	75,50	-298,18	0,491
	Logarítmica	0,850	57,95	-573,11	0,066
4	Tangente Hiperbólica	0,751	72,01	-681,44	0,794
	Logarítmica	0,669	84,23	-192,78	0,648
5	Tangente Hiperbólica	0,728	69,52	-592,28	0,768
	Logarítmica	0,717	73,68	-644,59	0,568
6	Tangente Hiperbólica	0,860	61,08	-556,24	0,662
	Logarítmica	0,718	75,38	-355,52	0,693
7	Tangente Hiperbólica	0,725	85,78	-129,04	0,814
	Logarítmica	0,758	95,53	-253,96	0,473
8	Tangente Hiperbólica	0,736	66,85	-436,51	0,770
	Logarítmica	0,905	74,96	-812,35	0,470
9	Tangente Hiperbólica	0,861	57,46	-831,46	0,491
	Logarítmica	0,914	91,35	-83,50	0,747

Na Figura 45, em que a distribuição dos erros é bem dispersa, o intervalo entre os erros máximos positivo (75,49%) e negativo (-298,18%).

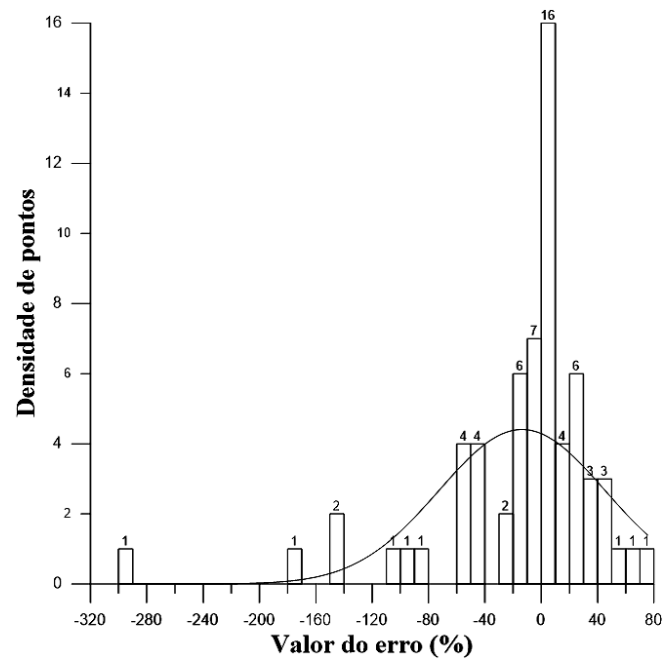


Figura 45 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

O gráfico apresenta valores elevados para os limites dos erros, devido a um dado isolado do lado negativo, podendo ser identificado esse comportamento ao se analisar o valor do desvio padrão (58,83). Nota-se visualmente uma concentração maior dos dados em torno do 0% de erros, sendo confirmada pelo valor da média (-13,65). Pode ser identificado os valores do R^2 nos gráfico de dispersão do treinamento (Figura 46 a) e da validação (Figura 46 b).

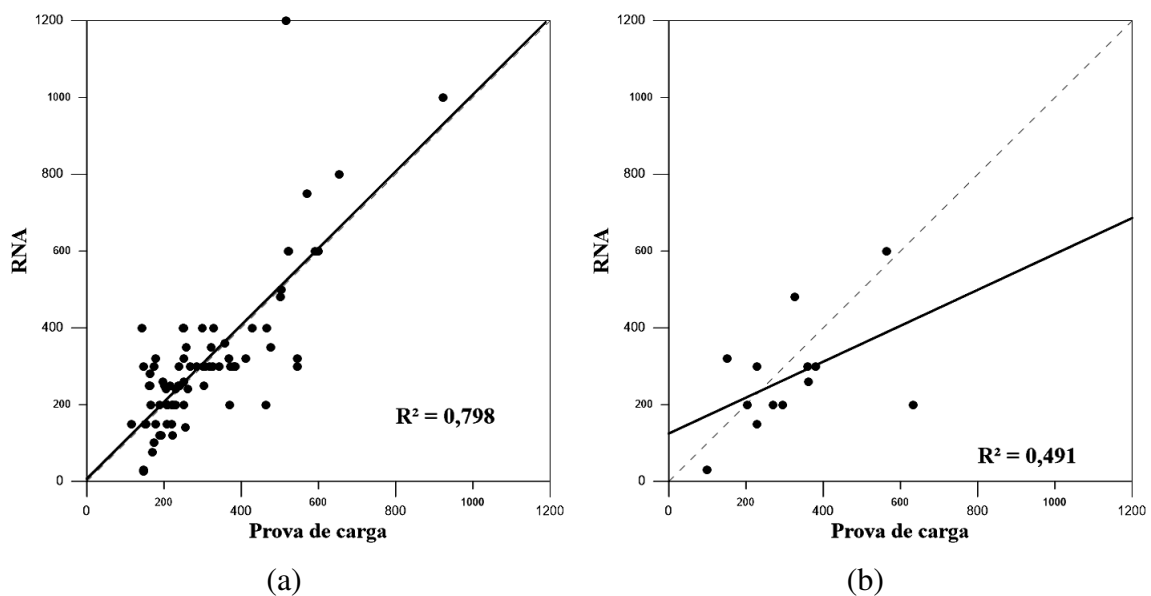


Figura 46 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando o gráfico de dispersão do treinamento identifica-se que a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos se comportam bem próximo do ideal, mesmo que haja um ponto disperso. Entretanto, para a validação a inclinação da reta e a dispersão dos pontos bem distante de um padrão definido e do resultado esperado.

4.1.2.2.2 Modelo para carga por atrito lateral com comprimento efetivo da estaca

Para este modelo de carga total as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NLA_r, NLA_g, NLS_i, perímetro (cm) e o comprimento (m), para a saída a variável Q_L (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 23, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R² de 0,944 e 0,581 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao maior valor do R² do treinamento, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 23 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Varição dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,766	52,09	-236,96	0,567
	Logarítmica	0,734	64,80	-273,91	0,791
2	Tangente Hiperbólica	0,761	73,85	-161,52	0,577
	Logarítmica	0,799	59,14	-131,00	0,896
3	Tangente Hiperbólica	0,944	62,59	-227,35	0,581
	Logarítmica	0,784	77,84	-263,07	0,596
4	Tangente Hiperbólica	0,889	48,57	-201,96	0,604
	Logarítmica	0,921	86,94	-142,12	0,563
5	Tangente Hiperbólica	0,935	41,41	-240,45	0,732
	Logarítmica	0,924	49,73	-161,68	0,688
6	Tangente Hiperbólica	0,956	74,01	-73,62	0,480
	Logarítmica	0,953	95,09	-76,00	0,690
7	Tangente Hiperbólica	0,923	134,77	-113,83	0,293
	Logarítmica	0,936	62,87	-82,72	0,458
8	Tangente Hiperbólica	0,972	44,93	-185,35	0,605
	Logarítmica	0,976	28,61	-96,91	0,507
9	Tangente Hiperbólica	0,961	69,87	-129,03	0,618
	Logarítmica	0,967	96,99	-137,48	0,344
10	Tangente Hiperbólica	0,984	41,17	-106,41	0,473

	Logarítmica	0,948	59,70	-182,50	0,557
11	Tangente Hiperbólica	0,919	54,09	-124,89	0,405
	Logarítmica	0,867	67,06	-79,42	0,825

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 47, observa-se um intervalo entre os erros máximos positivo (62,59%) e negativo (-227,35%).

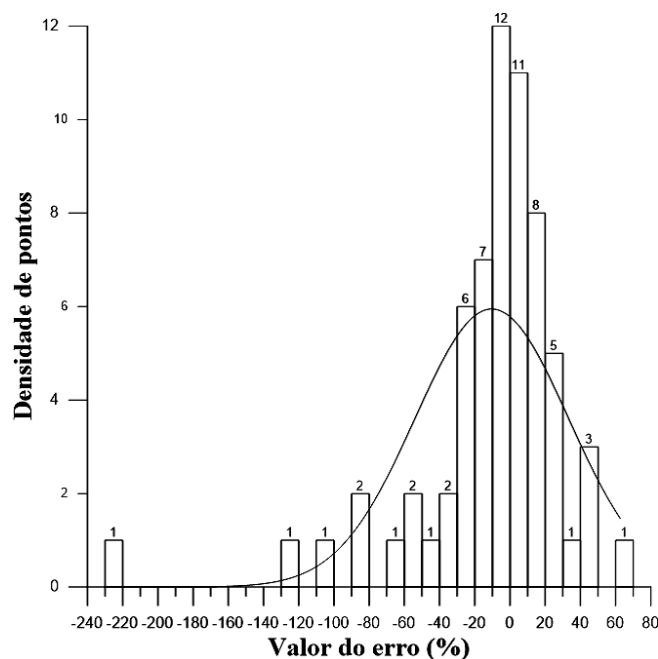


Figura 47 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

O gráfico apresenta uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros), confirmando-se ao analisar o valor da média (-10,38), contudo o desvio padrão (43,59) apresenta um valor relativamente elevado, mostrando que os dados estão dispersos em relação à média. No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 48 a) e da validação (Figura 48 b) são apresentadas as inclinações das retas e os valores do R^2 .

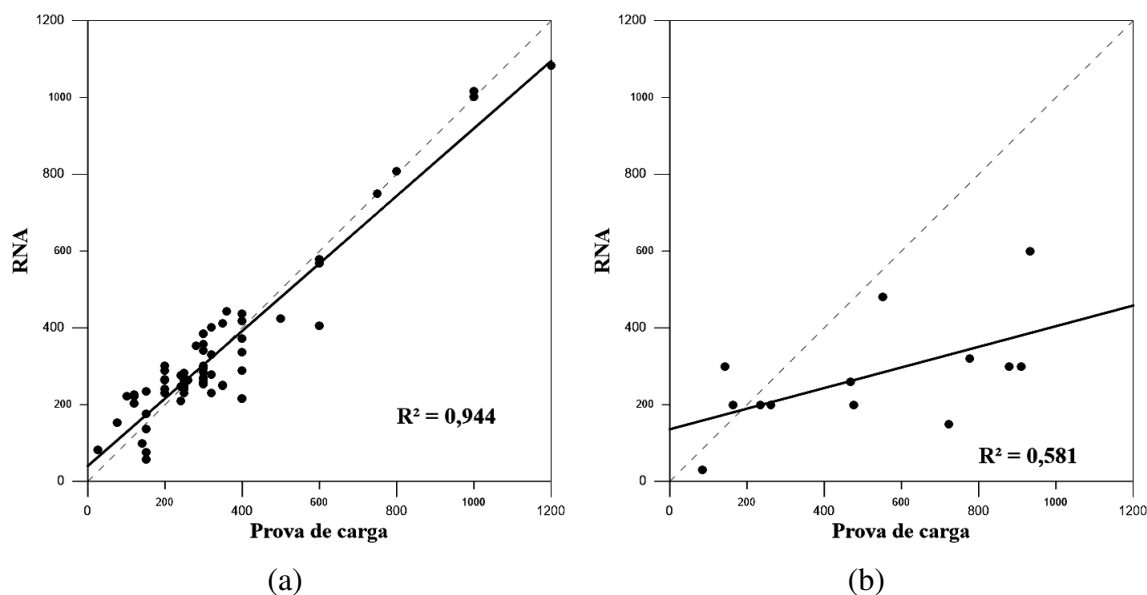


Figura 48 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

No gráfico de dispersão do treinamento nota-se a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos bom próximos do ideal ,mas para a validação a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos se mostram bem diferente do esperado.

4.1.2.2.3 Escolha do modelo para carga por atrito lateral

O modelo que apresentou melhores resultados, levando em consideração os critérios analisados, conforme Tabela 24, foi o que utiliza o comprimento efetivo da estaca como variável de entrada, apresentando melhores índices em todos os parâmetros. Tais resultados, indicam assim que essa é uma variável necessária no modelo, para que a RNA consiga identificar o comportamento dos fenômenos envolvidos no problema.

Tabela 24 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral

Modelo para carga por atrito lateral:	R ² treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² validação
sem a variável comprimento	0,798	3	75,50	-298,18	0,491
com a variável comprimento	0,944	3	62,59	-227,35	0,581

4.1.2.3 Carga total

Para a determinação da capacidade de carga total foram simulados quatro modelos distintos, todos com a mesma variável de saída Q_T (kN) e 6 variáveis de entrada NPAr, NPAg, NPSi, NLAr, NLAg e NLSi, provenientes do resultado do ensaio de SPT. As variações dos modelos ficam então limitadas as modificações entre as variáveis de entrada provenientes das características geométricas da estaca, como a área da seção transversal, o perímetro da seção transversal e o comprimento efetivo.

4.1.2.3.1 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro)

Neste modelo para carga total, além das variáveis de entrada utilizadas em todos os modelos (NPAr, NPAg, NPSi, NLAr, NLAg, NLSi) foi acrescida a variável da característica geométrica, sendo esta o perímetro da seção transversal (cm). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 25, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R^2 de 0,858 e 0,421 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 25 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,776	78,52	-558,62	0,446
	Logarítmica	0,809	64,45	-540,30	0,594
2	Tangente Hiperbólica	0,818	72,97	-570,08	0,459
	Logarítmica	0,831	60,32	-541,52	0,468
3	Tangente Hiperbólica	0,858	67,73	-272,25	0,421
	Logarítmica	0,920	69,00	-405,42	0,305
4	Tangente Hiperbólica	0,879	65,10	-253,94	0,331
	Logarítmica	0,858	93,60	-121,79	0,276
5	Tangente Hiperbólica	0,907	235,56	-118,13	0,431
	Logarítmica	0,835	174,41	-250,63	0,260
6	Tangente Hiperbólica	0,972	65,97	-456,55	0,547
	Logarítmica	0,906	60,28	-265,26	0,321

7	Tangente Hiperbólica	0,825	78,85	-172,89	0,603
	Logarítmica	0,898	61,03	-372,98	0,427
8	Tangente Hiperbólica	0,854	78,17	-220,25	0,321
	Logarítmica	0,927	48,61	-679,77	0,311
9	Tangente Hiperbólica	0,859	90,65	-166,59	0,481
	Logarítmica	0,954	193,85	-92,09	0,262
10	Tangente Hiperbólica	0,836	48,51	-611,06	0,358
	Logarítmica	0,945	115,19	-733,51	-0,143
11	Tangente Hiperbólica	0,875	70,87	-108,81	0,460
	Logarítmica	0,971	68,36	-486,87	0,627
12	Tangente Hiperbólica	0,818	86,08	-559,79	0,393
	Logarítmica	0,795	95,52	-250,05	0,581
13	Tangente Hiperbólica	0,741	76,88	-290,02	-0,110
	Logarítmica	0,909	137,17	-251,48	0,069
14	Tangente Hiperbólica	0,839	82,17	-141,80	-0,006
	Logarítmica	0,802	81,07	-241,08	0,531
15	Tangente Hiperbólica	0,852	122,71	-224,39	0,416
	Logarítmica	0,877	47,78	-282,34	0,185

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 49, observa-se um intervalo entre os erros máximos positivo (67,73%) e negativo (-272,25%).

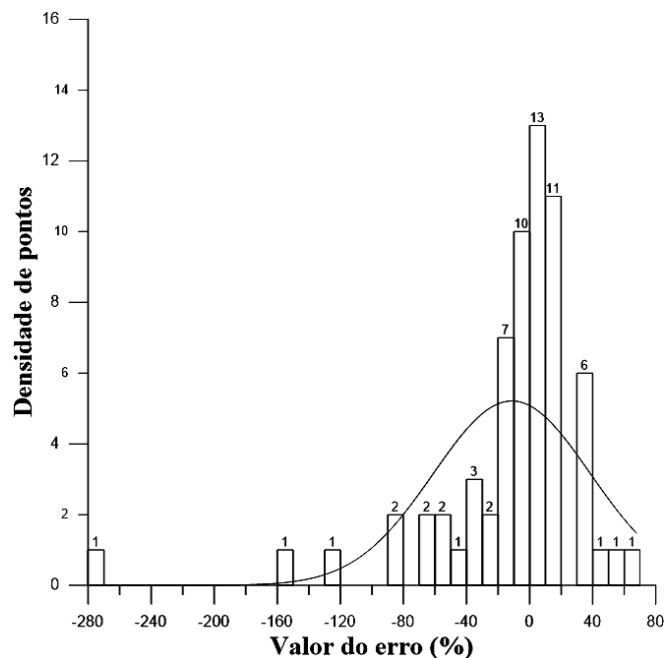


Figura 49 Histograma de erros da RNA para a carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Nota-se uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros), confirmando-se ao analisar o valor da média (-11,32), o valor elevado no trecho

negativo se dá por um dado disperso. Analisando o desvio padrão (49,74) nota-se um valor relativamente elevado, mostrando que os dados estão dispersos em relação a média. No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 50 a) e da validação (Figura 50 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

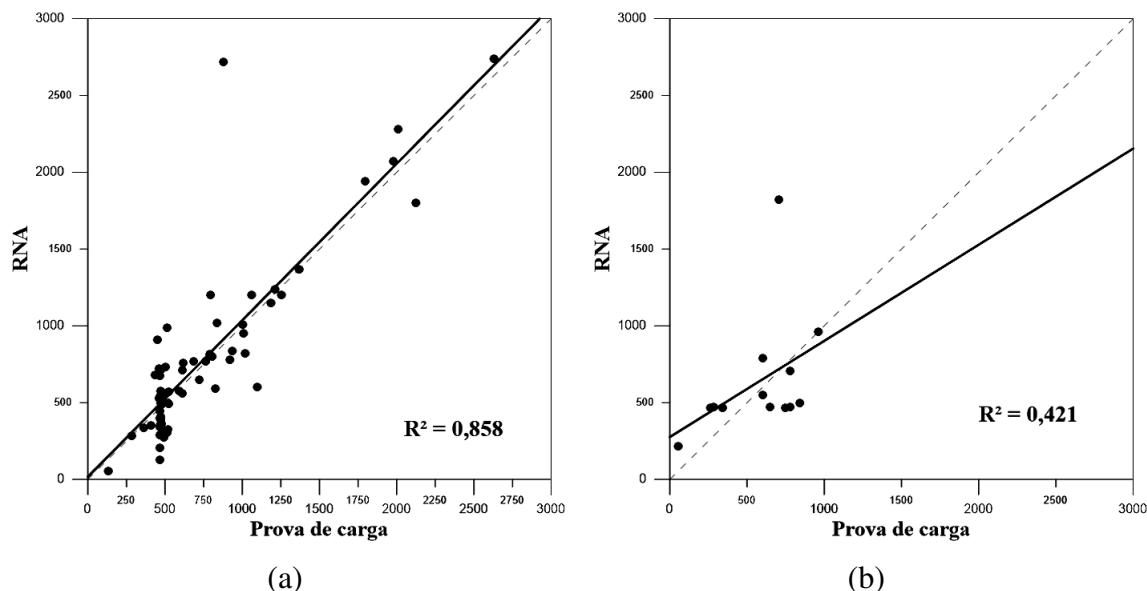


Figura 50 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

No gráfico de dispersão do treinamento a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos apresentam valores e dispersão próximos do ideal. Para a validação a inclinação da reta se apresenta distante do esperado, mas com o padrão definido do ordenamento dos pontos, mesmo que um deles estando bem discrepante do restante.

4.1.2.3.2 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (área)

Neste modelo foram utilizadas as variáveis de entrada comuns aos outros (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi) com a adição da variável da característica geométrica, representada pela área da seção transversal (cm²). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 26, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 4 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R^2 de 0,856 e 0,593 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 26 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,793	67,93	-513,21	0,618
	Logarítmica	0,793	67,42	-611,33	0,600
2	Tangente Hiperbólica	0,875	58,38	-726,80	0,503
	Logarítmica	0,812	66,52	-628,72	0,358
3	Tangente Hiperbólica	0,856	62,18	-588,14	0,554
	Logarítmica	0,774	79,33	-649,81	0,493
4	Tangente Hiperbólica	0,855	83,48	-389,63	0,612
	Logarítmica	0,856	120,99	-293,44	0,593
5	Tangente Hiperbólica	0,896	142,40	-303,68	0,617
	Logarítmica	0,892	64,66	-425,25	0,431
6	Tangente Hiperbólica	0,851	107,98	-137,05	0,620
	Logarítmica	0,868	69,89	-524,51	0,618
7	Tangente Hiperbólica	0,784	75,53	-281,72	0,494
	Logarítmica	0,966	54,97	-225,03	0,259
8	Tangente Hiperbólica	0,856	68,41	-586,46	0,489
	Logarítmica	0,887	118,16	-117,75	0,442
9	Tangente Hiperbólica	0,851	84,17	-294,31	0,496
	Logarítmica	0,807	47,45	-311,96	0,427
10	Tangente Hiperbólica	0,903	78,84	-100,39	0,401
	Logarítmica	0,870	98,74	-322,29	0,364
11	Tangente Hiperbólica	0,964	46,48	-151,16	0,248
	Logarítmica	0,833	84,04	-196,88	0,447
12	Tangente Hiperbólica	0,952	47,86	-603,58	-0,221
	Logarítmica	0,869	38,91	-255,69	-0,029
13	Tangente Hiperbólica	0,834	77,96	-193,39	0,629
	Logarítmica	0,868	96,16	-371,43	0,399
14	Tangente Hiperbólica	0,899	137,73	-332,98	0,037
	Logarítmica	0,941	50,44	-213,10	0,143
15	Tangente Hiperbólica	0,962	65,98	-356,62	0,370
	Logarítmica	0,835	75,74	-456,88	0,425

Na Figura 51, observa-se no intervalo entre os erros máximos positivo (120,99%) e negativo (-293,44%).

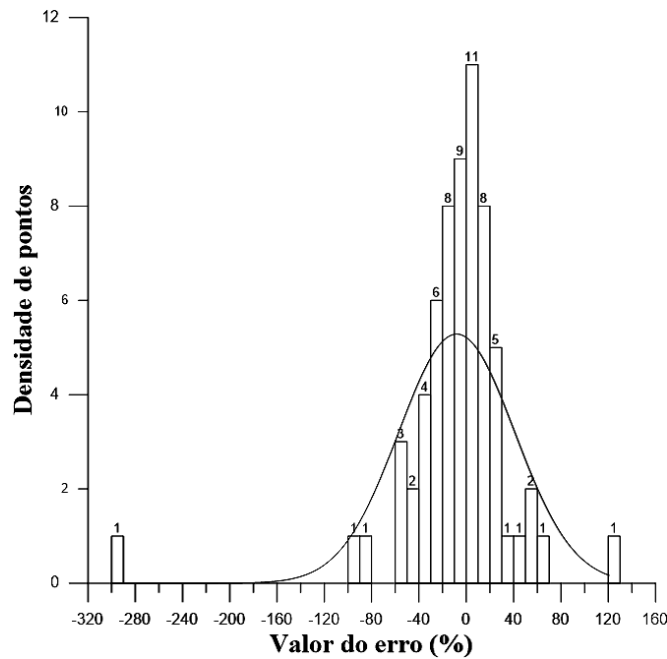


Figura 51 Histograma de erros da RNA para a cargatotal (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Observa-se uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros), confirmando-se ao analisar o valor da média (-8,08), o valor elevado no trecho negativo se dá por um dado disperso. Analisando o desvio padrão (49,05) nota-se um valor relativamente elevado, mostrando que os dados estão dispersos em relação a média. No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 52 a) e da validação (Figura 52 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

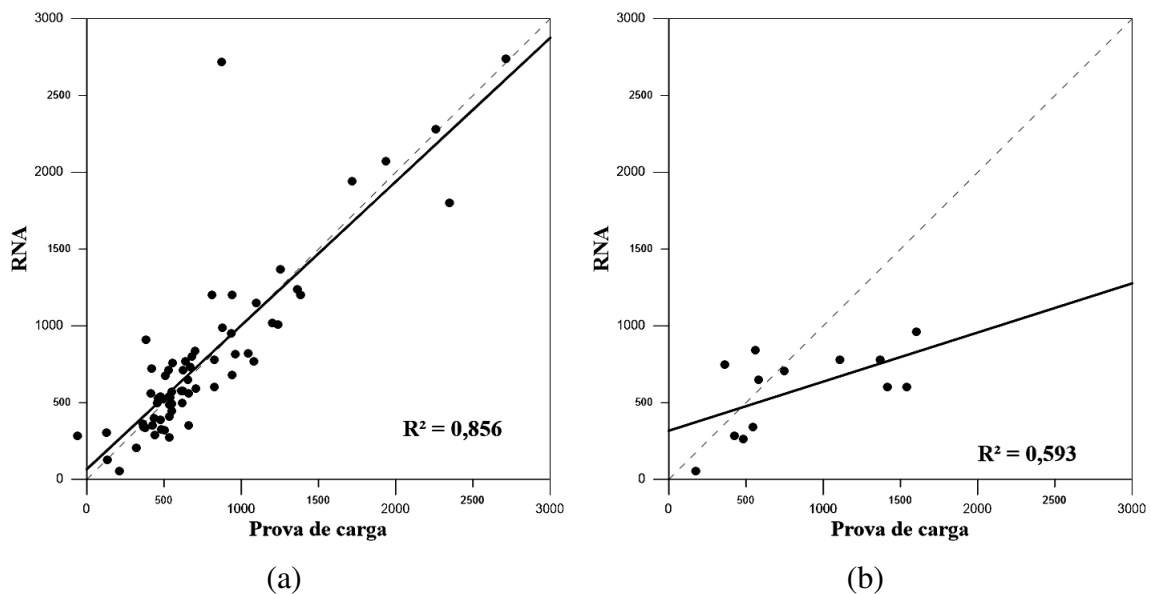


Figura 52 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

No gráfico de dispersão do treinamento a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos apresentam valores e dispersão próximos do ideal, mesmo apresentando um ponto que destoa do padrão. Para a validação a inclinação da reta se apresenta distante do esperado, mas com o padrão definido do ordenamento dos pontos.

4.1.2.3.3 Modelo da carga total com 8 variáveis de entrada

As modificações realizadas na quantidade das variáveis de entrada utilizadas foram provenientes do acréscimo do perímetro da seção transversal (cm) e do comprimento efetivo da estaca (m), além das outras variáveis comuns aos outros modelos para carga total (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 27, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R^2 de 0,897 e 0,374 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 27 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,866	57,71	-410,53	0,623
	Logarítmica	0,841	63,63	-431,80	0,596
2	Tangente Hiperbólica	0,897	71,34	-124,54	0,374
	Logarítmica	0,889	53,73	-588,86	0,583
3	Tangente Hiperbólica	0,936	79,38	-321,29	0,478
	Logarítmica	0,832	73,10	-545,74	0,362
4	Tangente Hiperbólica	0,915	58,85	-192,21	0,345
	Logarítmica	0,956	40,81	-91,96	-0,073
5	Tangente Hiperbólica	0,851	81,31	-137,06	0,676
	Logarítmica	0,961	42,71	-451,28	0,407
6	Tangente Hiperbólica	0,962	102,32	-170,79	0,343
	Logarítmica	0,863	318,36	-96,72	0,195
7	Tangente Hiperbólica	0,921	84,05	-264,16	0,016
	Logarítmica	0,972	97,33	-505,17	0,282
8	Tangente Hiperbólica	0,952	50,88	-102,72	0,353
	Logarítmica	0,957	78,35	-181,99	0,399
9	Tangente Hiperbólica	0,964	60,70	-183,21	0,516

	Logarítmica	0,961	34,88	-162,70	0,396
10	Tangente Hiperbólica	0,889	67,95	-329,29	0,407
	Logarítmica	0,939	50,59	-173,98	0,252
11	Tangente Hiperbólica	0,845	78,73	-111,30	0,678
	Logarítmica	0,951	43,77	-142,98	0,370
12	Tangente Hiperbólica	0,981	84,46	-57,16	0,093
	Logarítmica	0,964	47,69	-75,40	0,584
13	Tangente Hiperbólica	0,952	41,54	-118,28	0,527
	Logarítmica	0,975	57,46	-98,74	0,392
14	Tangente Hiperbólica	0,874	74,35	-106,22	0,439
	Logarítmica	0,959	71,82	-210,84	0,479
15	Tangente Hiperbólica	0,866	69,30	-112,10	0,257
	Logarítmica	0,917	54,38	-179,42	0,207
16	Tangente Hiperbólica	0,951	86,44	-48,65	0,160
	Logarítmica	0,644	148,44	-135,27	0,031
17	Tangente Hiperbólica	0,856	95,25	-21,79	0,671
	Logarítmica	0,807	197,12	-122,84	0,377

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 53, observa-se um intervalo entre os erros máximos positivo (71,34%) e negativo (-124,54%).

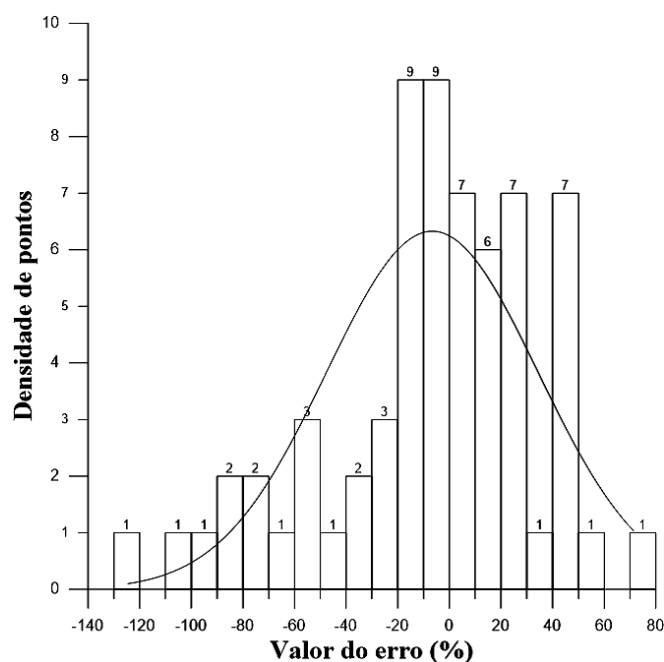


Figura 53 Histograma de erros da RNA para a carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Nota-se uma concentração dos valores bem próximos do ideal (0% de erros), confirmando-se ao analisar o valor da média (-6,63). Analisando o desvio padrão (40,97) nota-se um valor relativamente elevado, mostrando que os dados estão dispersos

em relação a média. No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 54 a) e da validação (Figura 54 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

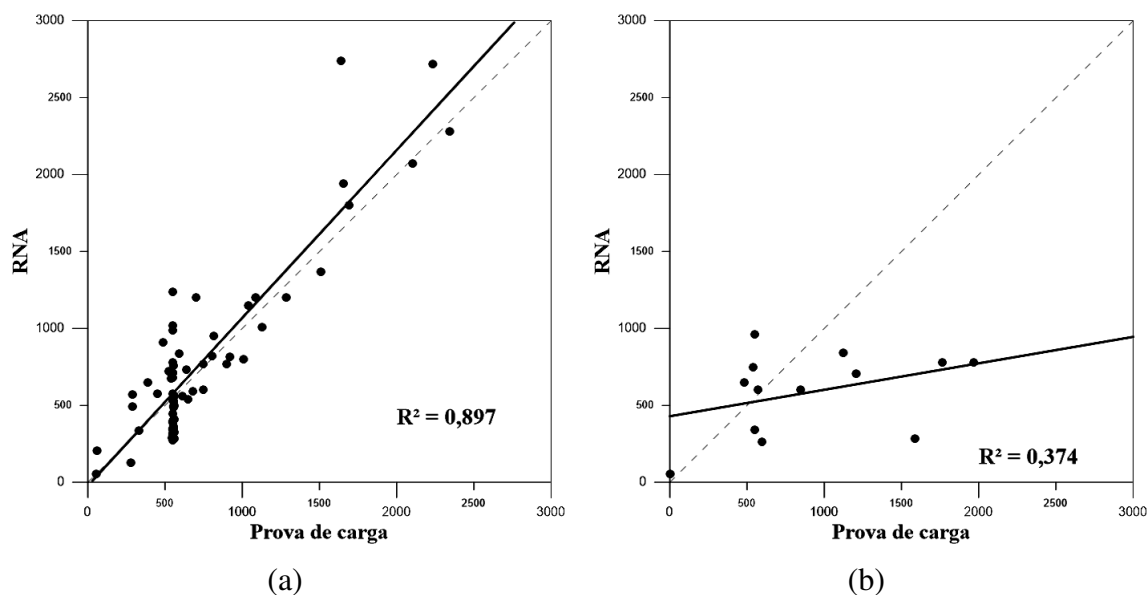


Figura 54 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

No gráfico de dispersão do treinamento a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos apresentam valores e dispersão próximos do ideal. Para a validação a inclinação da reta se apresenta distante do esperado e sem padrão definido do ordenamento dos pontos.

4.1.2.3.4 Modelo da carga total com 9 variáveis de entrada

Este modelo utiliza todas as seis variáveis de entrada obtidas através do ensaio de SPT (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi), e todas as três variáveis provenientes das características geométricas da estaca, sendo o comprimento efetivo da estaca (m), o perímetro (cm) e a área (cm²) da seção transversal. Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 28, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R^2 de 0,942 e 0,714 para o treinamento e validação, respectivamente. Tal escolha se deve ao menor valor do erro máximo negativo e o maior valor do R^2 da validação, além das análises comparativas, realizadas entre todas as simulações, dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 28 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,871	68,61	-393,45	0,535
	Logarítmica	0,860	61,64	-702,94	0,417
2	Tangente Hiperbólica	0,872	73,89	-107,39	0,643
	Logarítmica	0,962	56,58	-264,08	0,374
3	Tangente Hiperbólica	0,943	70,94	-372,65	0,452
	Logarítmica	0,942	41,34	-283,85	0,714
4	Tangente Hiperbólica	0,965	48,40	-195,54	0,326
	Logarítmica	0,969	73,02	-89,06	0,283
5	Tangente Hiperbólica	0,930	69,70	-269,41	0,546
	Logarítmica	0,922	40,01	-156,60	0,625
6	Tangente Hiperbólica	0,933	52,51	-212,37	0,708
	Logarítmica	0,973	93,26	-145,74	0,304
7	Tangente Hiperbólica	0,939	58,64	-69,59	0,360
	Logarítmica	0,810	86,72	-216,64	0,473
8	Tangente Hiperbólica	0,965	46,41	-105,24	0,152
	Logarítmica	0,965	49,71	-125,96	0,529
9	Tangente Hiperbólica	0,953	84,91	-633,98	-0,011
	Logarítmica	0,987	41,29	-68,53	0,472
10	Tangente Hiperbólica	0,929	43,82	-248,07	0,563
	Logarítmica	0,966	81,12	-88,78	0,670
11	Tangente Hiperbólica	0,865	62,70	-103,84	0,229
	Logarítmica	0,807	77,90	-209,12	0,223
12	Tangente Hiperbólica	0,976	76,61	-181,15	0,464
	Logarítmica	0,976	157,25	-97,66	0,507
13	Tangente Hiperbólica	0,973	69,07	-118,94	0,501
	Logarítmica	0,951	42,26	-156,00	0,457
14	Tangente Hiperbólica	0,968	101,63	-83,80	0,506
	Logarítmica	0,981	57,71	-124,33	0,384
15	Tangente Hiperbólica	0,972	168,37	-51,03	0,412
	Logarítmica	0,905	56,15	-149,30	0,445
16	Tangente Hiperbólica	0,980	50,47	-137,81	0,358
	Logarítmica	0,974	58,79	-212,14	0,572
17	Tangente Hiperbólica	0,951	186,72	-107,01	0,217
	Logarítmica	0,976	180,54	-191,19	0,342
18	Tangente Hiperbólica	0,946	234,46	-140,16	0,357
	Logarítmica	0,883	56,13	-199,11	0,243
19	Tangente Hiperbólica	0,902	67,15	-129,38	0,273
	Logarítmica	0,761	83,87	-74,52	0,369

Na Figura 55, observa-se um intervalo entre os erros máximos positivo (41,34%) e negativo (-283,85%).

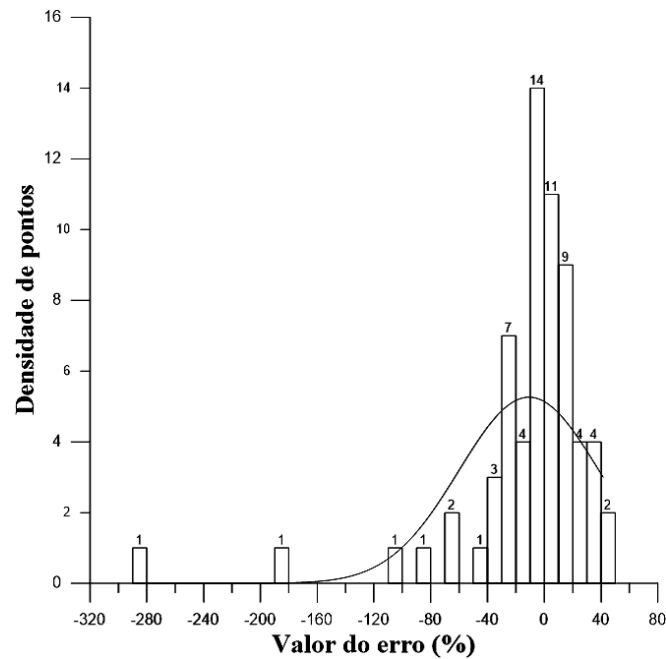


Figura 55 Histograma de erros da RNA para a carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

Nota-se uma concentração elevada dos valores bem próximos do ideal (0% de erros), confirmando-se ao analisar o valor da média (-10,81), o valor elevado no trecho negativo se dá por dois dados distintos. Analisando o desvio padrão (49,27) nota-se um valor relativamente elevado, mostrando que os dados estão dispersos em relação a média. No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 56 a) e da validação (Figura 56 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

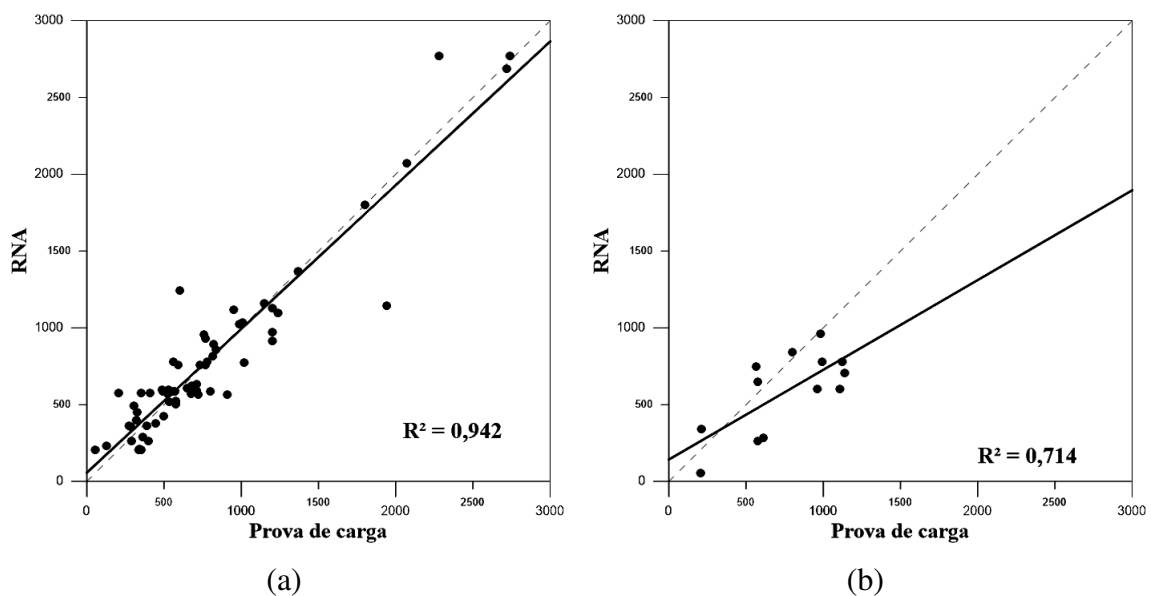


Figura 56 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga estática, das estacas pré-moldada de concreto armado

No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 56 a) a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos apresentam valores e dispersão próximos do ideal. Para a validação (Figura 56 b) a inclinação da reta se apresenta distante do esperado e sem padrão definido do ordenamento dos pontos, mas relativamente mais ajustadas que os outros modelos de capacidade de carga total.

4.1.2.3.5 Escolha do modelo para a carga total

Ao comparar os 4 modelos desenvolvidos, como visto na Tabela 29, foi considerado como mais eficiente o com 9 variáveis, mesmo apresentado o maior valor do erro máximo negativo dentre todos os outros, apresentou maiores valores de R^2 para o treinamento e validação e menor erro máximo positivo. A quantidade de neurônios (três), mesmo sendo superior a um dos outros modelos, se torna aceitável em virtude a superioridade dos outros parâmetros analisados.

Tabela 29 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total

Modelo da carga de ponta com:	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação
7 variáveis (perímetro)	0,858	3	67,73	-272,25	0,421
7 variáveis (área)	0,856	4	120,99	-293,44	0,593
8 variáveis	0,897	2	71,34	-124,54	0,374
9 variáveis	0,942	3	41,34	-283,85	0,714

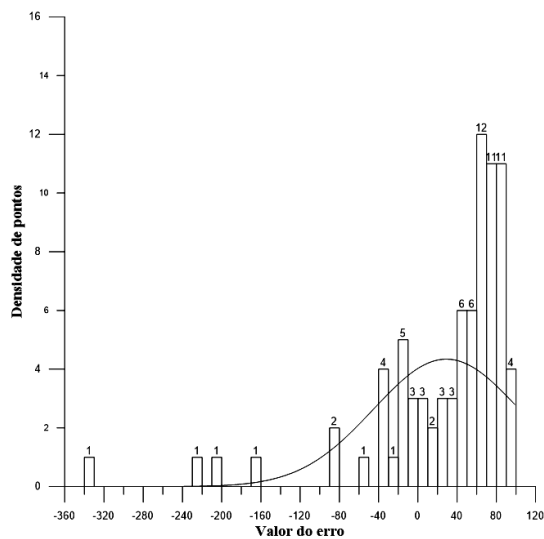
4.1.2.4 Comparações com os métodos semi-empíricos

Quando comparados os resultados obtidos entre as simulações dos métodos utilizando RNA aos métodos semi-empíricos brasileiros de determinação da capacidade de carga de estaca pré-moldada de concreto armado, especificamente os de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt-Quaresma (1978), nota-se que as RNAs apresentam valores mais acurados e precisos. Neles os intervalos dos erros máximos e mínimos são menores e os valores dos coeficientes de determinação são maiores, além das retas de inclinação ficarem bem mais próximas do ideal, corroborando com a maior eficiência dos métodos desenvolvidos.

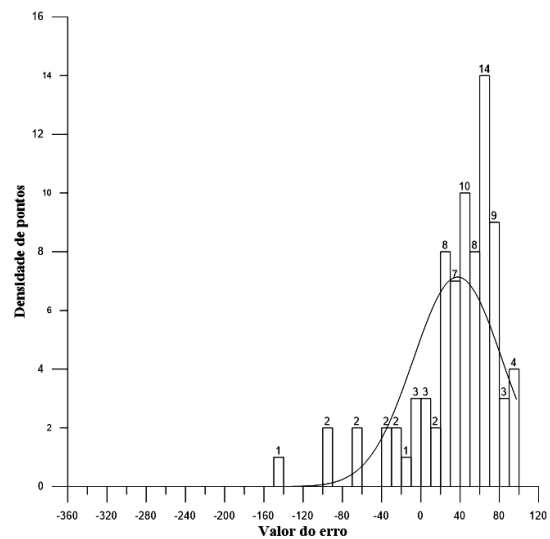
Nota-se que nos histogramas de erros do método de Aoki-Velloso (1975), para carga de ponta (Figura 57 a), carga por atrito lateral (Figura 57 c) e carga total (Figura 57 e), apresentam grande dispersão dos erros, com os valores máximos positivo

(98,84% ; 90,00% ; 95,01%) e negativo (-331,75% ; - 177,73% ; -177,36%) elevados, além das concentrações dos dados ficarem fora do ideal (em torno do 0%).

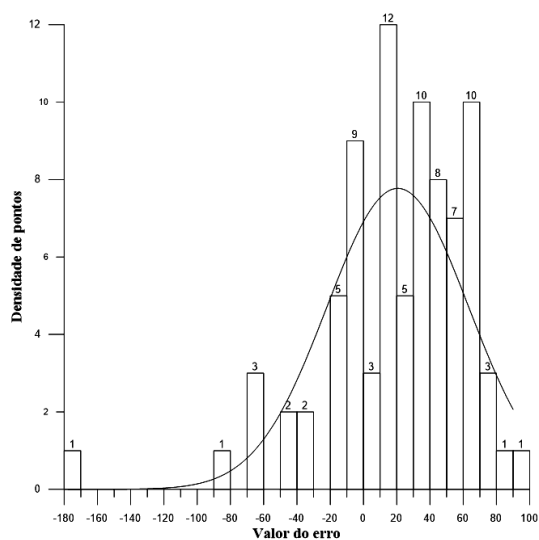
O histograma de erros para carga de ponta (Figura 57 b), calculado através do método de Décourt-Quaresma (1978), apresenta uma distribuição no intervalo entre os erros máximos positivo (97,35%) e negativo (-142,96%), em que os dados se distribuem de forma mais homogênea, mas com sua concentração longe do ideal. Para a carga por atrito lateral (Figura 57 d) a distribuição dos pontos é mais uniforme ao longo do intervalo de erros máximos positivo (51,11%) e negativo (-205,01%), sem apresentar uma concentração distinta de erros. Entretanto, a carga total (Figura 57 f), nota-se um intervalo menor entre os erros máximos positivo (72,14%) e negativo (-134,95%), e com uma concentração dos dados bem próximas do 0% de erros.



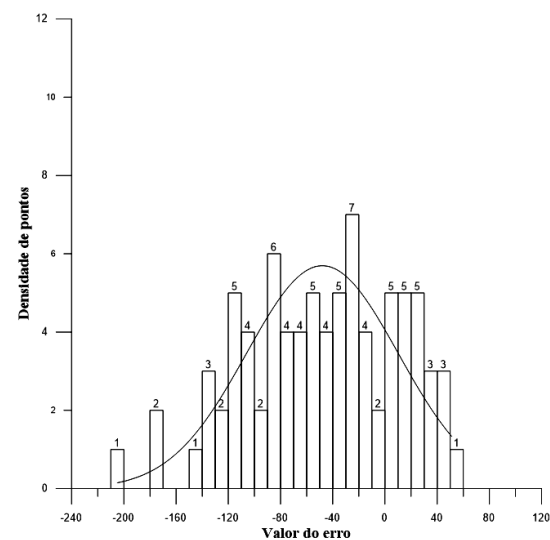
(a)



(b)



(c)



(d)

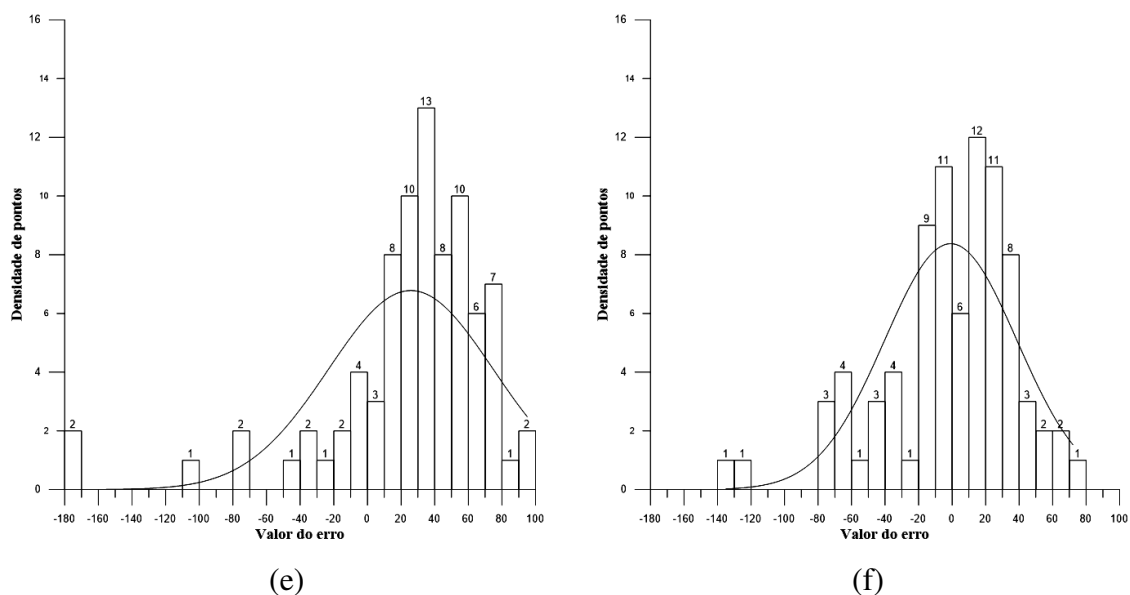
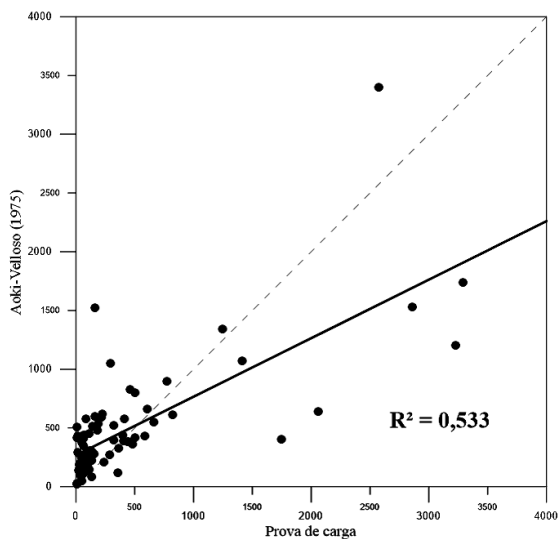


Figura 57 Histogramas de erros para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga estática, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

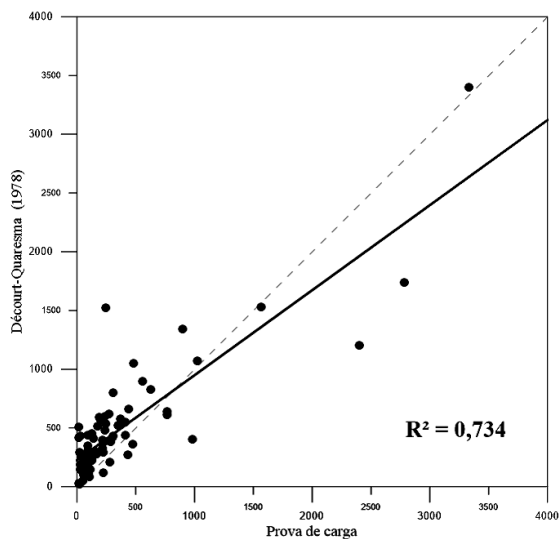
As afirmações sobre as concentrações dos erros distantes do ideal podem ser confirmadas através das análises das médias, conforme Tabela 30, em que quanto maior o valor mais distante as concentrações estão. Analisando o desvio padrão, pode-se observar que quanto maior seu valor mais dispersos estão seus dados em relação à média.

Tabela 30 Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.

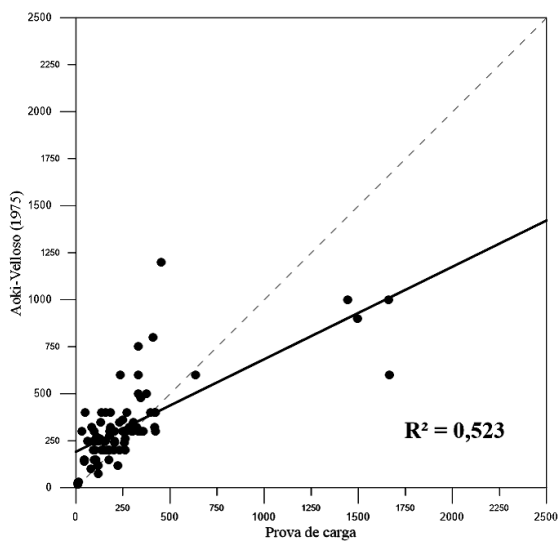
Capacidade de Carga	Aoki-Velloso (1975)		Décourt-Quaresma (1978)	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Ponta	29,02	74,41	37,49	45,26
Por atrito lateral	20,64	42,60	-47,95	58,15
Total	25,80	48,83	-0,81	39,53



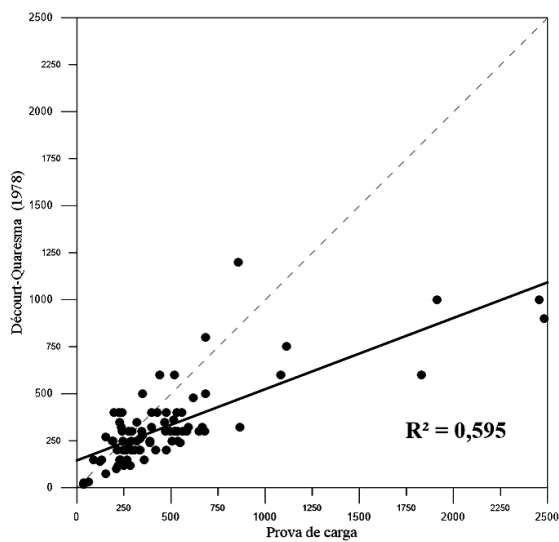
(a)



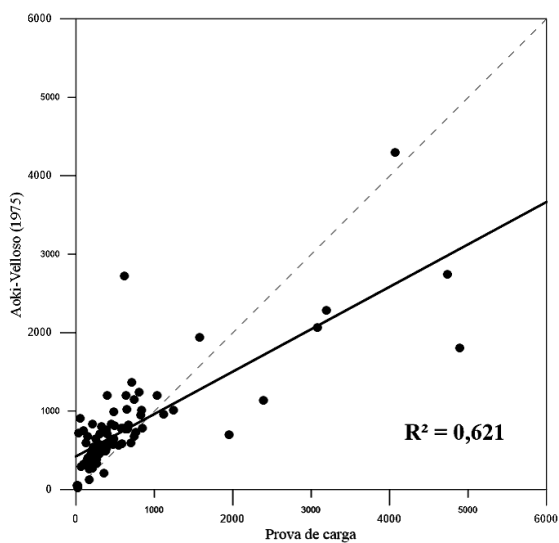
(b)



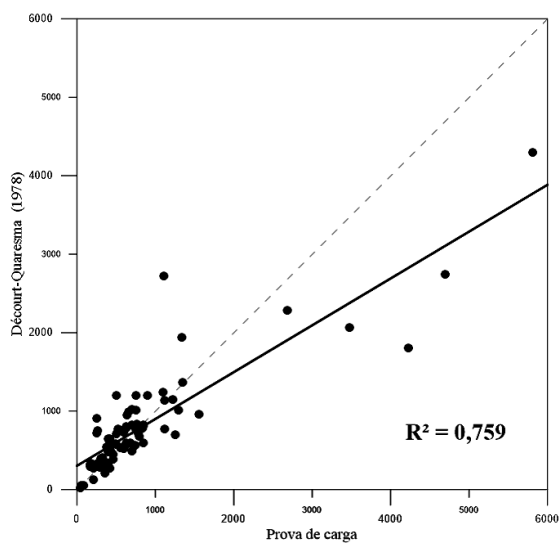
(c)



(d)



(e)



(f)

Figura 58 Coeficiente de determinação para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga estática, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

Para os gráficos de dispersão, tanto para o método de Aoki-Velloso (1975), carga de ponta (Figura 58 a), carga por atrito lateral (Figura 58 c) e carga total (Figura 58 e), quanto para o método de Décourt-Quaresma (1978), carga de ponta (Figura 58 b), carga por atrito lateral (Figura 58 d) e carga total (Figura 58 f), ambos apresentam valores considerados baixos dos coeficientes de determinação e as inclinações das retas estão longe de alcançar o ideal.

4.1.2.5 Considerações sobre as melhores RNA e equações

Após a realização das simulações para uma metodologia da carga de ponta, duas metodologias para a cara por atrito lateral e quatro metodologias para a carga total, as três RNA consideradas mais eficiente levando em conta os critérios de menor número de neurônios possível, faixa e erros máximo positivo e máximo negativo, e maiores valores de R^2 para treinamento e validação. E da obtenção dos resultados utilizando os métodos semi-empíricos brasileiros de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt-Quaresma (1978).

Foi realizada uma análise comparativa e seus resultados apresentados na Tabela 31, em que foi escolhida para a carga de ponta a RNA “Ponta”, e quando comparado com o os métodos semi-empíricos apresenta valores melhores para o R^2 de treinamento, mas o R^2 da validação foi superior apenas quando comparado com o método de Aoki-Velloso. Para os erros máximos positivos o modelo não se mostrou superior, e para o erro máximo negativo apresentou valores melhores apenas quando comparado com o método de Aoki-Velloso.

Para a carga por atrito lateral foi escolhido o modelo “Por atrito lateral com a variável comprimento”, visto que, se apresenta de forma superior em todos os critérios comparativos utilizados. Já quando comparados com os métodos semi-empíricos, o modelo apresenta valores maiores do R^2 de treinamento, mas nos outros parâmetros apresenta valores inferiores, quando comparado com o método de Décourt-Quaresma. Mas, em relação ao método de Aoki-Velloso, o modelo só apresenta valor inferior no item erro máximo negativo.

Já para a carga total, foi considerada como mais eficiente a RNA “Total com 9 variáveis”, apresentando valores mais eficientes em todos os parâmetros, em relação a quase todos os outros modelos, com a exceção do item erro máximo negativo, em relação a dois outros modelos. Quando comparado com os métodos semi-empíricos, o modelo apresenta valores superiores em quase todos os critérios, excluindo o valor de erro máximo negativo, e no R^2 da validação, quando comparado com o R^2 do método de Décourt-Quaresma.

Tabela 31 Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, com dados de provas de carga estática, para pré-moldadas de concreto armado

Comparação dos coeficientes de determinação entre os métodos semi-empíricos e as RNA											
Carga	Provas de carga estáticas										
	RNA				Aoki-Velloso (1975)				Décourt-Quaresma (1978)		
	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação	R^2	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)
Ponta	0,803	2	138,67	-266,66	0,571	0,553	98,84	-331,75	0,734	97,35	-142,96
Por atrito lateral sem a variável comprimento	0,798	3	75,50	-298,18	0,491						
Por atrito lateral com a variável comprimento	0,944	3	62,59	-227,35	0,581	0,523	90,00	-177,73	0,595	51,11	-205,01
Total com 7 variáveis (perímetro)	0,858	3	67,73	-272,25	0,421						
Total com 7 variáveis (área)	0,856	4	120,99	-293,44	0,593	0,621	95,01	-177,36	0,759	72,14	-134,95
Total com 8 variáveis	0,897	2	71,34	-124,54	0,374						
Total com 9 variáveis	0,942	3	41,34	-283,85	0,714						

Para a utilização dos métodos propostos sem a utilização de programas complexos e simulações das RNAs treinadas, foram geradas equações para cada carga: de ponta (Equação 25), por atrito lateral (Equação 28) e total (Equação 32).

$$Q_T = -\frac{6972655}{6422(e^{P_1} + 1)} + \frac{1938441}{1591(e^{P_2})} + \frac{1266640}{2213}$$

(Equação 25)

$$P_1 = \frac{1616}{904365}A - \frac{49359}{12367} - \frac{12280}{79399}NPAg + \frac{17920}{79977}NPAr - \frac{11260}{66451}NPSi$$

(Equação 26)

$$P_2 = -\frac{1067}{559649}A + \frac{43817}{53114} + \frac{2431}{254827}NPAg + \frac{42482}{713531}NPAr - \frac{5483}{66451}NPSi$$

(Equação 27)

Onde NPAr, NPAg, NPSi são os valores médios dos N_{SPT} , A a área da seção transversal da estaca (cm^2), e para a saída a variável Q_P (kN) carga de ponta.

$$Q_L = -\frac{1400719}{1613} \tanh(L_1) + \frac{509661}{853} \tanh(L_2) - \frac{1370192}{1679} \tanh(L_3) + \frac{624331}{831}$$

(Equação 28)

$$L_1 = \frac{931}{331463}P + \frac{129170}{61731} - \frac{11947}{94550}L - \frac{14835}{35422}NLA_g + \frac{12327}{104284}NLA_r - \frac{5776}{83071}NLSi$$

(Equação 29)

$$L_2 = \frac{45627}{1966444}P - \frac{97469}{28580} - \frac{3593}{89251}L + \frac{821}{18995}NLA_g - \frac{9070}{132673}NLA_r - \frac{6091}{158462}NLSi$$

(Equação 30)

$$L_3 = \frac{8095}{1078099}P - \frac{35123}{17705} + \frac{11807}{171201}L + \frac{5741}{13538}NLA_g - \frac{18344}{72137}NLA_r - \frac{3791}{142122}NLSi$$

(Equação 31)

Onde NLA_r, NLA_g, NLSi são os valores médios dos N_{SPT} , P o perímetro (cm) e L o comprimento efetivo (m), para a saída a variável Q_L (kN) carga lateral.

$$Q_T = \frac{1521382}{4113(e^{T_1} + 1)} + \frac{1007337}{620(e^{T_2})} - \frac{704513}{1228(e^{T_3})} + \frac{1209189}{1556}$$

(Equação 32)

$$T_1 = -\frac{5528}{53477}P + \frac{169883}{6841} + \frac{979}{456465}A - \frac{39932}{25213}L + \frac{16814}{24475}NLA_g + \frac{40057}{71523}NLA_r \\ - \frac{11247}{33593}NLSi + \frac{4099}{114751}NPA_g - \frac{34981}{63118}NPA_r - \frac{8678}{19751}NPSi$$

(Equação 33)

$$T_2 = \frac{2509}{29854}P + \frac{23081}{1154} - \frac{3090}{331433}A - \frac{32741}{32286}L + \frac{36125}{22284}NLA_g + \frac{2890}{15037}NLA_r \\ - \frac{8457}{16883}NLSi + \frac{8673}{33742}NPA_g - \frac{74518}{268621}NPA_r + \frac{1217}{31780}NPSi$$

(Equação 34)

$$T_3 = \frac{9560}{51837}P - \frac{29910}{1453} + \frac{1677}{1583896}A - \frac{7588}{82779}L - \frac{2292}{51491}NLA_g + \frac{20073}{33731}NLA_r \\ - \frac{6987}{98290}NLSi + \frac{8529}{229430}NPA_g + \frac{17235}{102346}NPA_r - \frac{1695}{131599}NPSi$$

(Equação 35)

Onde NLA_r , NLA_g , $NLSi$, NPA_r , NPA_g , $NPSi$ são os valores médios dos N_{SPT} , P o perímetro (cm), A a área da seção transversal (cm²) e L o comprimento efetivo (m), para a saída a variável Q_T (kN) carga total.

4.1.3 RNAs treinadas com os resultados de ensaios de carregamento dinâmico

Para todos os modelos a seguir o banco de dados foi formado por 48 resultados de ensaios de provas de carga dinâmica, sendo 40 destas escolhidas de forma aleatória para o treinamento, e 8 para validação. Os treinamentos de todas as RNA utilizaram o acelerador de convergência de Levenberg-Marquardt. Na Tabela 32 são apresentados os intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos:

Tabela 32 Intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos utilizando provas de carga dinâmicas

Variáveis de entrada			
Variável	Mínimo	Máximo	
NLAr	0	17,5	
NLAg	0	21	
NLSi	0	22	
NPAr	0	40	
NPAg	0	34	
NPSi	0	40	
Área (cm ²)	676	4900	
Perímetro (cm)	104	280	
Comprimento (C)	3,3	39,9	
Variáveis de saída			
Q _P (kN)	460	4450	
Q _L (kN)	300	2000	
Q _T (kN)	850	5950	

4.1.3.1 Carga de ponta

Para o modelo da carga de ponta, as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NPAr, NPAg, NPSi e a área (cm²), para a saída a variável Q_P (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 33, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R² de 0,918 e 0,986 para o treinamento e validação, respectivamente. A escolha dessa RNA deve-se aos maiores R² de treinamento e validação e menor valor do erro máximo positivo, além das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações.

Tabela 33 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Varição dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,806	69,29	-52,96	0,860
	Logarítmica	0,807	59,51	-65,09	0,900
2	Tangente Hiperbólica	0,846	51,49	-84,85	0,975
	Logarítmica	0,877	43,79	-65,89	0,924
3	Tangente Hiperbólica	0,897	61,48	-46,47	0,790
	Logarítmica	0,918	35,87	-75,95	0,986
4	Tangente Hiperbólica	0,814	89,17	-56,68	0,945
	Logarítmica	0,905	36,45	-77,97	0,929
5	Tangente Hiperbólica	0,819	94,82	-58,04	0,765
	Logarítmica	0,882	64,54	-48,31	0,853
6	Tangente Hiperbólica	0,838	76,90	-64,50	0,935
	Logarítmica	0,810	80,22	-78,40	0,711
7	Tangente Hiperbólica	0,858	56,39	-73,33	0,982
	Logarítmica	0,887	82,26	-70,77	0,860
8	Tangente Hiperbólica	0,953	36,78	-53,53	0,524
	Logarítmica	0,905	49,98	-66,85	0,842
9	Tangente Hiperbólica	0,865	75,76	-58,19	0,916
	Logarítmica	0,887	71,89	-57,18	0,947

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 59, analisando-o visualmente e através do valor da média (-1,80) nota-se uma concentração dos pontos próximo do 0% de erros, valor ideal. Entretanto o desvio padrão (19,28) apresenta uma dispersão considerável em relação ao valor da média, limitado pelo intervalo entre os erros máximos positivo (33,87%) e negativo (-75,95%).

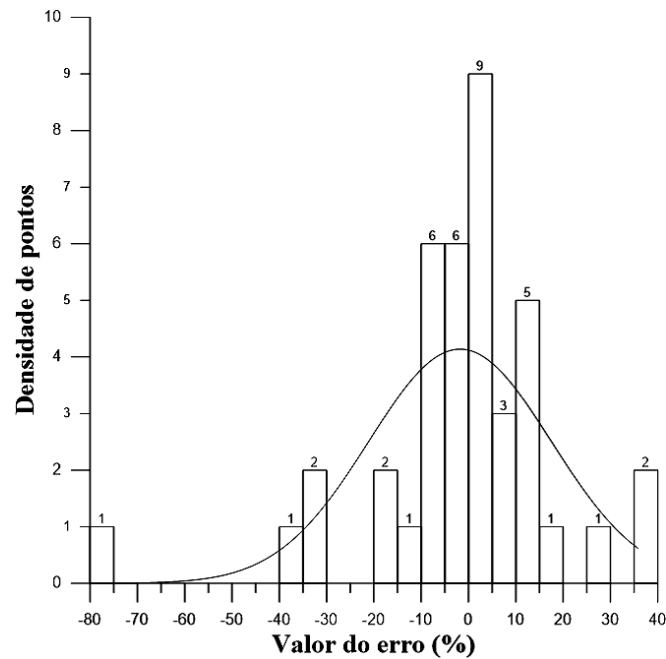


Figura 59 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

O valor elevado do erro máximo negativo se dá pela presença de uma amostra que destoa do padrão, tal ponto não representa uma possível deficiência na capacidade de generalização do modelo, mas possíveis inconsistências nos resultados dos ensaios de prova de carga ou SPT, visto que, o valor de capacidade de carga dessa estaca também é discrepante quando estimado pelo método semi-empírico de Aoki-Velloso(1975).Nos gráfico de dispersão do treinamento (Figura 60 a) e da validação (Figura 60 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

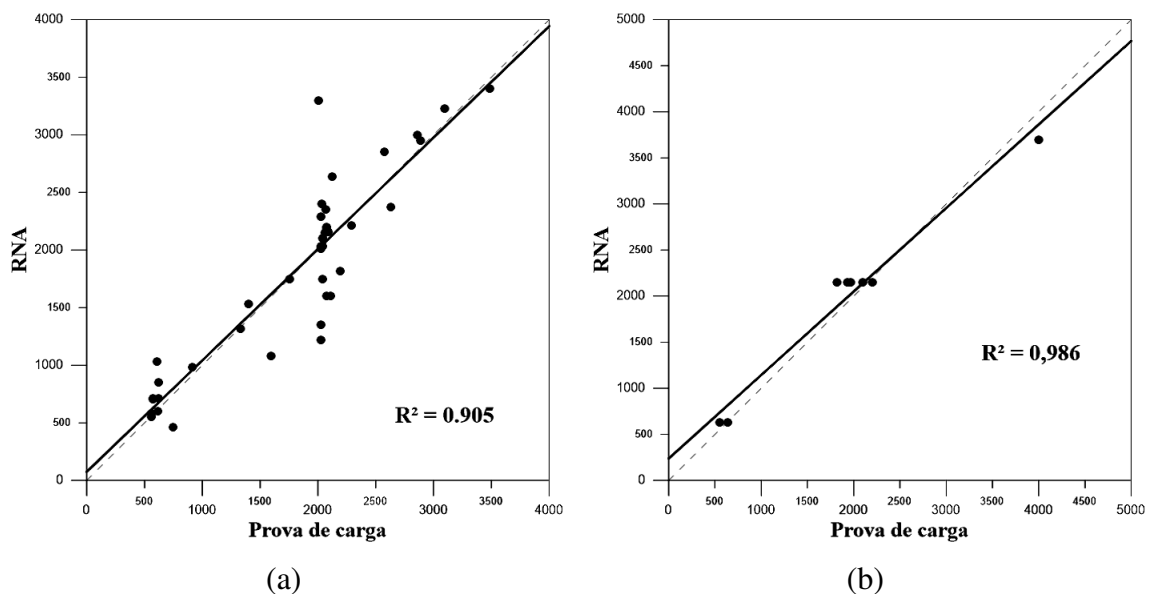


Figura 60 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando os gráficos as inclinações das retas estão bem próximas do ideal, e o ordenamento dos pontos apresentam um agrupamento bem definido, mesmo que, para o treinamento, alguns dados dispersos são encontrados.

4.1.3.2 Carga por atrito lateral

Neste tópico são analisados os dois modelos propostos para a carga por atrito lateral, o primeiro com quatro variáveis de entrada (NLAr, NLA_g, NLSi e perímetro (cm)) e uma de saída (Q_L (kN)), e o segundo utilizando as mesmas variáveis do anterior, mas com o acréscimo de uma variável na entrada, o valor do comprimento efetivo da estaca (m).

4.1.3.2.1 Modelo para carga por atrito lateral sem comprimento efetivo da estaca

Para este modelo de carga total as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NLAr, NLA_g, NLSi e o perímetro (cm), para a saída a variável Q_L (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 34, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R² de 0,811 e 0,872 para o treinamento e validação, respectivamente. A escolha dessa RNA deve-se ao maior R² de treinamento e menores valores dos erros máximos positivo e negativo, além das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações.

Tabela 34 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,665	53,47	-106,80	0,851
	Logarítmica	0,710	52,34	-90,67	0,851
2	Tangente Hiperbólica	0,670	65,44	-130,95	0,898
	Logarítmica	0,811	47,27	-96,26	0,872
3	Tangente Hiperbólica	0,762	36,77	-74,18	0,842
	Logarítmica	0,780	59,90	-81,66	0,830
4	Tangente Hiperbólica	0,724	63,55	-84,85	0,794
	Logarítmica	0,837	67,73	-70,55	0,937
5	Tangente Hiperbólica	0,862	44,67	-61,61	0,960
	Logarítmica	0,876	49,25	-51,39	0,848

6	Tangente Hiperbólica	0,637	67,53	-114,96	0,651
	Logarítmica	0,740	55,05	-65,89	0,889
7	Tangente Hiperbólica	0,757	56,35	-62,44	0,611
	Logarítmica	0,926	121,73	-40 %,84	0,096
8	Tangente Hiperbólica	0,867	50,58	-109,46	0,814
	Logarítmica	0,841	239,83	-59,44	0,946
9	Tangente Hiperbólica	0,804	153,58	-31,96	0,134
	Logarítmica	0,834	138,82	-87,05	-0,154

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 61, observa-se um intervalo entre os erros máximos positivo (47,26%) e negativo (-96,26%).

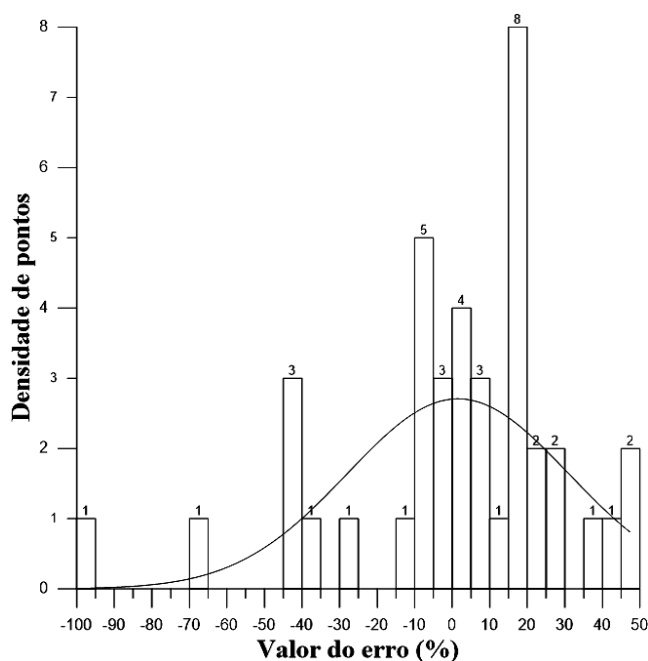


Figura 61 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando o valor da média (1,53) nota-se uma concentração dos pontos em torno desse valor. Entretanto, o desvio padrão (29,48) apresenta um valor elevado, logo, uma dispersão considerável em relação ao valor da média, limitado pelo intervalo dos erros. No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 62 a) e da validação (Figura 62 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

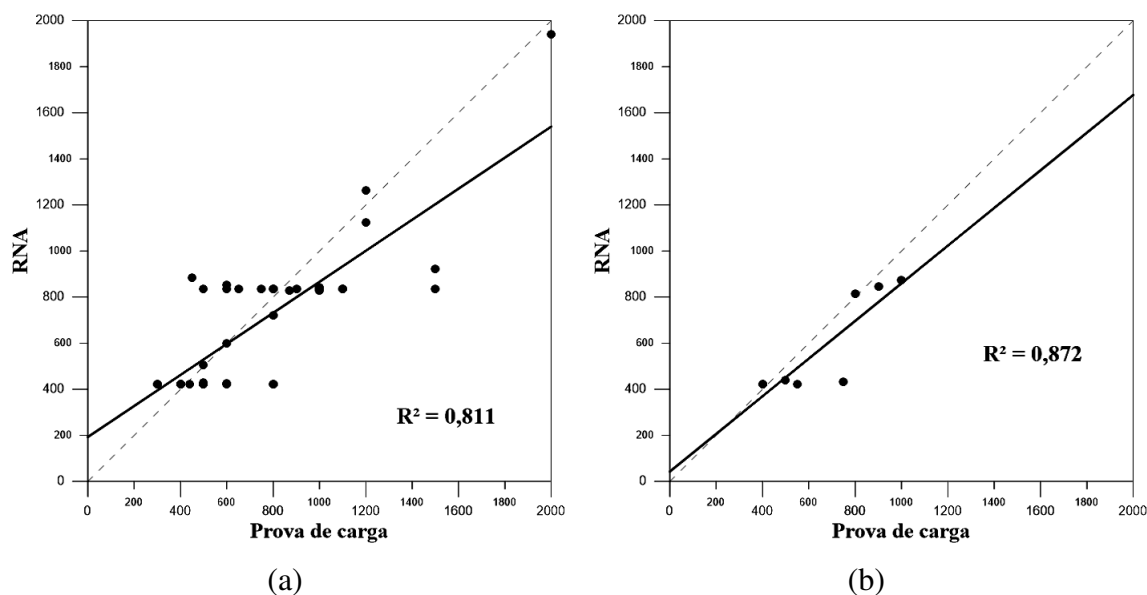


Figura 62 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

No gráfico de dispersão do treinamento (Figura 62 a) identifica-se que a inclinação da reta está consideravelmente deslocada do ideal, e o ordenamento dos pontos não apresentam um padrão definido. Entretanto, para a validação (Figura 62 b) a inclinação da reta se apresenta com um padrão melhor do que a do treinamento, já o ordenamento dos pontos nota-se um padrão definido com um ponto destoando.

4.1.3.2.2 Modelo para carga por atrito lateral com comprimento efetivo da estaca

Para este modelo de carga total as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram $NLAr$, NLA_g , $NLSi$, perímetro (cm) e o comprimento (m), para a saída a variável QL (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 35, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 3 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, com o R^2 de 0,816 e 0,945 para o treinamento e validação, respectivamente. A escolha dessa RNA deve-se ao maior R^2 de validação e menor valor do erro máximo negativo, além das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações.

Tabela 35 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas

Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,607	60,58	-71,23	0,900
	Logarítmica	0,665	51,96	-91,65	0,791
2	Tangente Hiperbólica	0,642	50,71	-151,19	0,868
	Logarítmica	0,859	36,79	-105,80	0,643
3	Tangente Hiperbólica	0,816	52,29	-59,01	0,945
	Logarítmica	0,749	57,19	-48,35	0,913
4	Tangente Hiperbólica	0,866	51,18	-69,22	0,780
	Logarítmica	0,448	84,55	-88,62	0,850
5	Tangente Hiperbólica	0,757	87,90	-117,19	0,681
	Logarítmica	0,754	53,30	-53,21	0,773
6	Tangente Hiperbólica	0,940	74,90	-37,47	0,948
	Logarítmica	0,861	54,08	-124,17	0,960
7	Tangente Hiperbólica	0,918	51,53	-68,50	0,785
	Logarítmica	0,694	59,08	-135,81	0,911
8	Tangente Hiperbólica	0,881	52,35	-78,12	0,528
	Logarítmica	0,921	27,76	-71,11	0,559
9	Tangente Hiperbólica	0,859	45,98	-86,95	0,899
	Logarítmica	0,879	66,22	-77,01	0,855
10	Tangente Hiperbólica	0,879	38,48	-98,06	0,824
	Logarítmica	0,928	48,78	-37,92	0,242
11	Tangente Hiperbólica	0,886	64,19	-57,53	0,894
	Logarítmica	0,879	57,40	-96,14	0,815

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 63, analisando-o de forma visual e através do valor da média (3,86) nota-se uma concentração dos pontos em torno do valor ideal de 0% de erro. Entretanto, o desvio padrão (21,44) apresenta uma dispersão considerável em relação ao valor da média, mas com valor inferior ao modelo anterior para capacidade de carga por atrito lateral, sendo limitado pelo intervalo entre os erros máximos positivo (52,29%) e negativo (-59,01%).

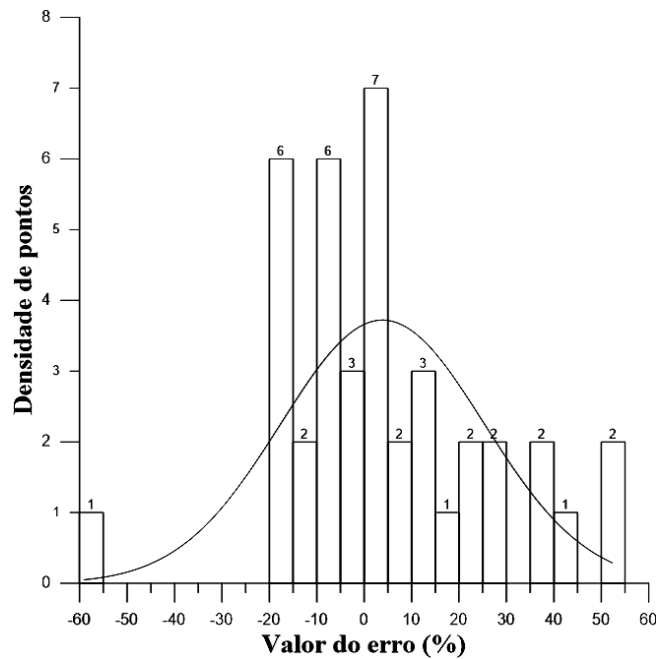


Figura 63 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Nota-se ainda que o valor elevado do erro máximo negativo se dá pela presença de uma amostra dispersa, tal ponto não representa uma possível deficiência na capacidade de generalização do modelo, mas possíveis inconsistências nos resultados dos ensaios de prova de carga ou SPT. Nos gráfico de dispersão do treinamento (Figura 64 a) e da validação (Figura 64 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

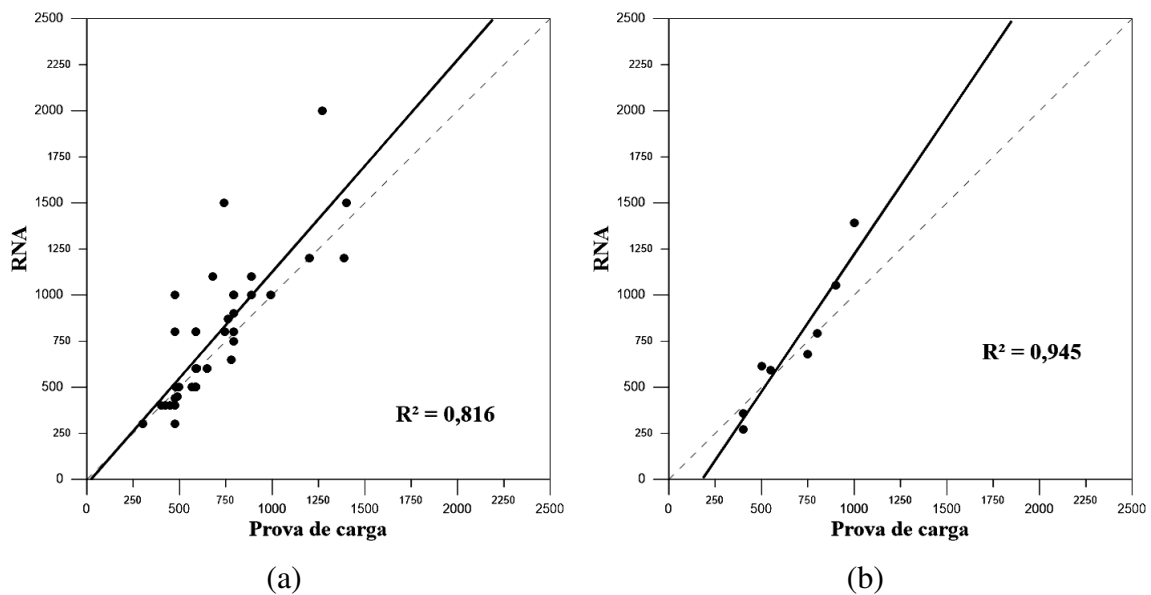


Figura 64 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, com a variável comprimento, apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando o gráfico de dispersão do treinamento nota-se que alguns dados apresentam-se dispersos ao padrão do ordenamento dos pontos, mas a inclinação da reta está próxima do ideal. Entretanto, para a validação identifica-se que a inclinação da reta está deslocada do ideal, mas o ordenamento dos pontos apresenta um padrão bem definido. Quando comparados, com o outro modelo para carga por atrito lateral, ambos os gráficos apresentam dados mais ordenados e próximos do ideal.

4.1.3.2.3 Escolha do modelo para carga por atrito lateral

O modelo que apresentou melhores resultados, levando em consideração os critérios analisados, conforme Tabela 36, foi o que utiliza o comprimento efetivo da estaca como variável de entrada, apresentando valores bem próximos para os índices do R^2 para o treinamento e erro máximo positivo, mas superando o outro método nos índices do R^2 para a validação e erro máximo negativo, tal fator que justifica a escolha de um modelo com um neurônio a mais.

Tabela 36 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral

Modelo para carga por atrito lateral:	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação
sem a variável comprimento	0,811	2	47,27	-96,26	0,872
com a variável comprimento	0,816	3	52,29	-59,01	0,945

4.1.3.3 Carga total

Para a determinação da capacidade de carga total foram simulados quatro modelos distintos, todos com a mesma variável de saída Q_T (kN) e 6 variáveis de entrada NPA_r , NPA_g , NPS_i , NLA_r , NLA_g e NLS_i , provenientes do resultado do ensaio de SPT. As variações dos modelos ficam então limitadas as modificações entre as variáveis de entrada provenientes das características geométricas da estaca, como a área da seção transversal, o perímetro da seção transversal e o comprimento efetivo.

4.1.3.3.1 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro)

Neste modelo para carga total, além das variáveis de entrada utilizadas em todos os modelos (NPA_r , NPA_g , NPS_i , NLA_r , NLA_g , NLS_i) foi acrescida a variável da

característica geométrica, sendo esta o perímetro da seção transversal (cm). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 37, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R^2 de 0,838 e 0,934 para o treinamento e validação, respectivamente. O menor valor do erro máximo negativo e as análises dos gráficos de dispersão e histograma de erros influenciaram a escolha dessa RNA como a mais eficiente desse modelo.

Tabela 37 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,808	68,90	-27,38	0,940
	Logarítmica	0,793	76,24	-35,91	0,911
2	Tangente Hiperbólica	0,862	62,07	-40,42	0,955
	Logarítmica	0,838	70,90	-26,17	0,934
3	Tangente Hiperbólica	0,892	42,28	-45,50	0,953
	Logarítmica	0,870	41,99	-46,23	0,878
4	Tangente Hiperbólica	0,953	28,68	-29,86	0,917
	Logarítmica	0,956	37,50	-38,85	0,940
5	Tangente Hiperbólica	0,851	60,79	-33,59	0,889
	Logarítmica	0,957	56,80	-31,78	0,863
6	Tangente Hiperbólica	0,952	111,41	-47,45	0,416
	Logarítmica	0,846	69,58	-42,11	0,843
7	Tangente Hiperbólica	0,780	91,74	-35,81	0,743
	Logarítmica	0,794	81,97	-33,84	0,950
8	Tangente Hiperbólica	0,972	22,01	-31,00	0,813
	Logarítmica	0,961	31,64	-34,19	0,934
9	Tangente Hiperbólica	0,863	64,46	-30,43	0,890
	Logarítmica	0,939	36,31	-70,01	0,814
10	Tangente Hiperbólica	0,939	21,09	-113,81	0,534
	Logarítmica	0,939	16,38	-71,01	0,693
11	Tangente Hiperbólica	0,929	71,83	-28,46	0,542
	Logarítmica	0,973	45,44	-41,42	0,948
12	Tangente Hiperbólica	0,930	27,36	-61,28	0,775
	Logarítmica	0,807	71,67	-44,17	0,717
13	Tangente Hiperbólica	0,860	153,74	-62,85	0,938
	Logarítmica	0,937	55,02	-68,70	0,676
14	Tangente Hiperbólica	0,949	31,72	-48,09	0,711
	Logarítmica	0,973	18,08	-35,94	0,855
15	Tangente Hiperbólica	0,830	77,00	-44,65	0,892
	Logarítmica	0,865	70,41	-22,92	0,855

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 65, observa-se uma distribuição uniforme dos valores limitados pelo intervalo entre os erros máximos positivo (70,90%) e negativo (-26,17%).

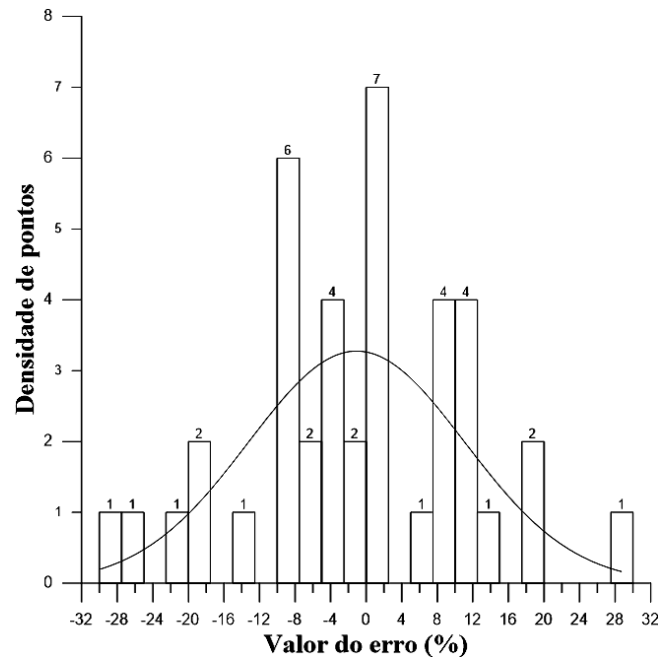


Figura 65 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Entretanto, o desvio padrão (12,18) apresenta uma dispersão considerável em relação ao valor da média (-1,08). Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 64 a) e da validação (Figura 64 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

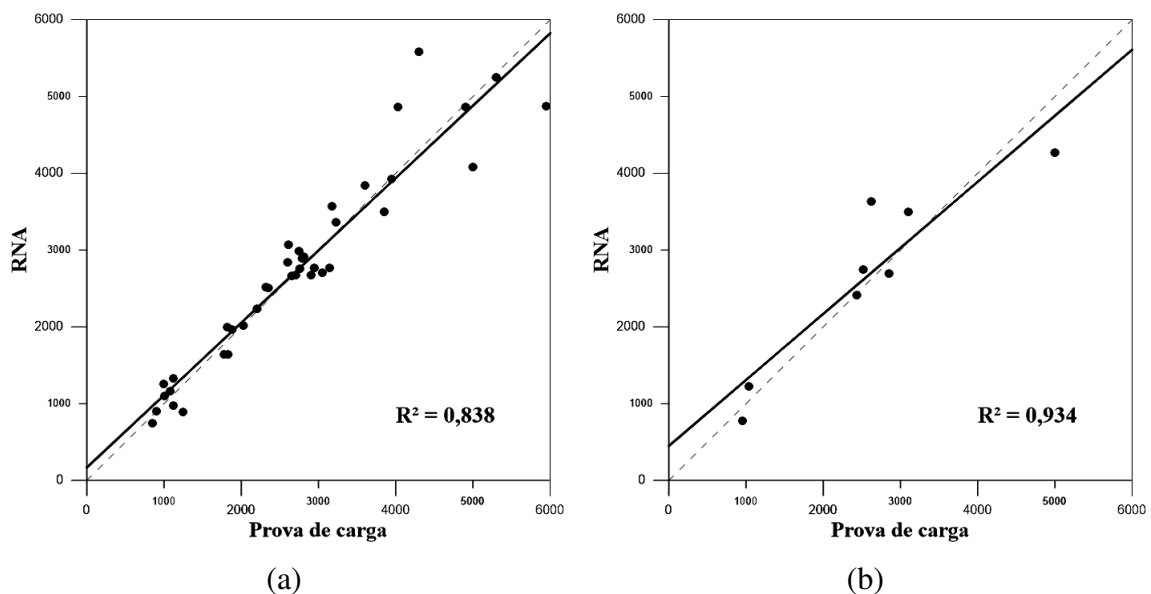


Figura 66 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (7 variáveis com o perímetro), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

A partir da análise dos gráficos de dispersão identifica-se que as inclinações das retas estão bem próximas do ideal e o ordenamento dos pontos seguem padrões bem definidos, com poucos pontos dispersos.

4.1.3.3.2 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (área)

Neste modelo foram utilizadas as variáveis de entrada comuns aos outros (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi) com a adição da variável da característica geométrica, representada pela área da seção transversal (cm²). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 38, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R² de 0,919 e 0,858 para o treinamento e validação, respectivamente. O menor valor do erro máximo positivo, o maior R² para o treinamento e as análises dos gráficos de dispersão e histograma de erros influenciaram a escolha dessa RNA como a mais eficiente desse modelo.

Tabela 38 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,790	65,25	-28,25	0,917
	Logarítmica	0,821	50,17	-37,16	0,938
2	Tangente Hiperbólica	0,835	66,08	-20,57	0,943
	Logarítmica	0,919	38,51	-37,89	0,858
3	Tangente Hiperbólica	0,960	31,18	-39,59	0,969
	Logarítmica	0,898	53,88	-30,76	0,974
4	Tangente Hiperbólica	0,840	65,84	-24,59	0,921
	Logarítmica	0,952	45,21	-46,47	0,746
5	Tangente Hiperbólica	0,857	66,36	-26,87	0,945
	Logarítmica	0,868	49,92	-64,32	0,887
6	Tangente Hiperbólica	0,937	36,71	-54,29	0,827
	Logarítmica	0,951	34,30	-33,98	0,520
7	Tangente Hiperbólica	0,859	64,70	-33,65	0,901
	Logarítmica	0,843	70,21	-20,13	0,924
8	Tangente Hiperbólica	0,910	16,09	-98,08	0,451
	Logarítmica	0,815	84,24	-41,69	0,948
9	Tangente Hiperbólica	0,981	15,67	-29,75	0,660
	Logarítmica	0,972	14,95	-43,26	0,919

10	Tangente Hiperbólica	0,947	22,48	-112,56	0,843
	Logarítmica	0,965	104,55	-23,43	0,709
11	Tangente Hiperbólica	0,682	79,14	-39,68	0,849
	Logarítmica	0,883	63,40	-19,79	0,862
12	Tangente Hiperbólica	0,943	32,19	-59,08	0,524
	Logarítmica	0,907	33,80	-71,38	0,503
13	Tangente Hiperbólica	0,941	60,32	-32,39	0,406
	Logarítmica	0,955	41,32	-69,96	0,925
14	Tangente Hiperbólica	0,953	32,30	-84,03	0,772
	Logarítmica	0,981	17,08	-58,82	0,754
15	Tangente Hiperbólica	0,830	107,75	-81,25	0,815
	Logarítmica	0,966	21,07	-45,83	0,905

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 67, observa-se uma distribuição uniforme dos valores, com um ponto disperso na faixa negativa, sendo os dados limitados pelo intervalo entre os erros máximos positivo (38,51%) e negativo (-37,89%).

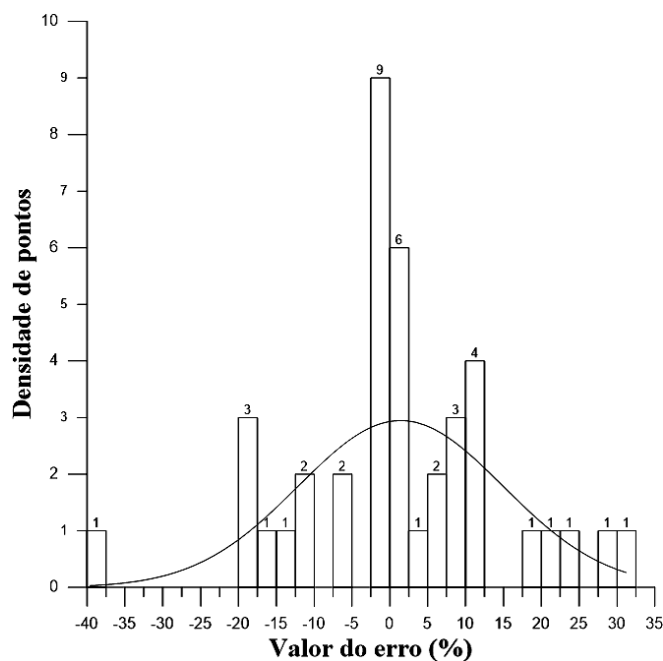


Figura 67 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

O desvio padrão (13,54) apresenta uma dispersão considerável em relação ao valor da média (1,42), demonstrando uma inconsistência do modelo na determinação dos resultados. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 68 a) e da validação (Figura 68 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

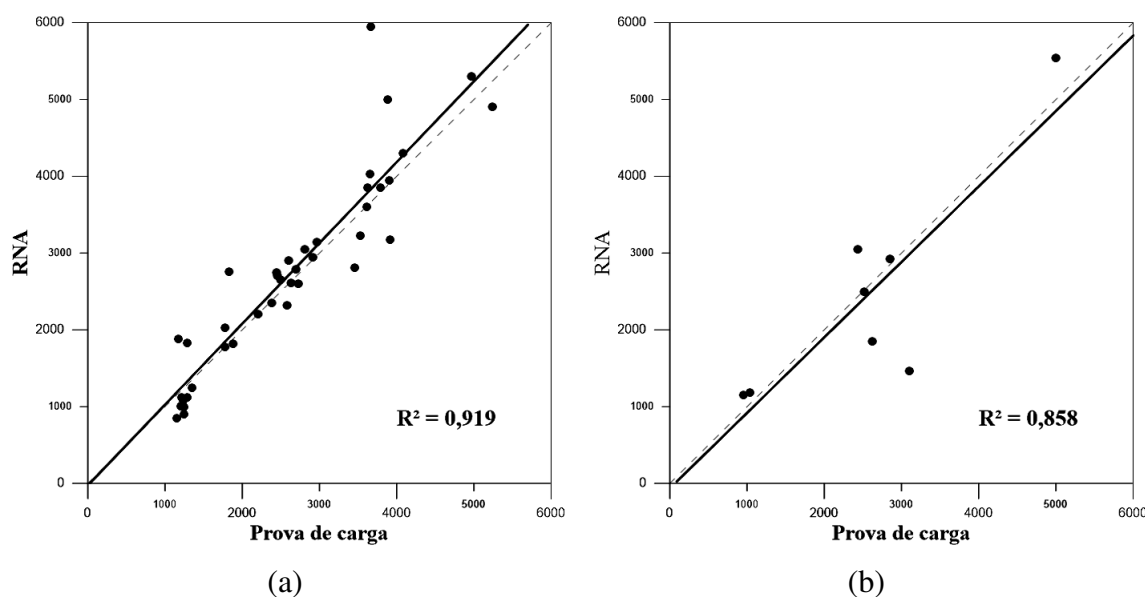


Figura 68 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (7 variáveis com a área), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando os gráficos de dispersão nota-se que alguns dados apresentam-se dispersos ao padrão do ordenamento dos pontos, mas as inclinações das retas estão bem próximas do ideal.

4.1.3.3 Modelo da carga total com 8 variáveis de entrada

As modificações realizadas na quantidade das variáveis de entrada utilizadas foram provenientes do acréscimo do perímetro da seção transversal (cm) e do comprimento efetivo da estaca (m), além das outras variáveis comuns aos outros modelos para carga total (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 39, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R^2 de 0,877 e 0,854 para o treinamento e validação, respectivamente. O menor valor do erro máximo positivo, o maior R^2 para o treinamento e as análises dos gráficos de dispersão e histograma de erros influenciaram a escolha dessa RNA como a mais eficiente desse modelo.

Tabela 39 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo	Erro máximo	R^2 Validação

			positivo (%)	negativo (%)	
1	Tangente Hiperbólica	0,822	43,85	-56,35	0,925
	Logarítmica	0,806	72,71	-32,12	0,946
2	Tangente Hiperbólica	0,828	73,85	-34,14	0,883
	Logarítmica	0,877	42,61	-36,84	0,854
3	Tangente Hiperbólica	0,847	68,67	-21,31	0,916
	Logarítmica	0,908	42,48	-32,21	0,696
4	Tangente Hiperbólica	0,848	67,12	-69,50	0,812
	Logarítmica	0,787	75,90	-22,17	0,648
5	Tangente Hiperbólica	0,858	66,01	-97,24	0,953
	Logarítmica	0,799	72,26	-68,03	0,892
6	Tangente Hiperbólica	0,934	61,95	-146,85	0,843
	Logarítmica	0,887	67,01	-34,31	-0,193
7	Tangente Hiperbólica	0,962	26,70	-57,33	0,837
	Logarítmica	0,937	31,84	-42,66	0,880
8	Tangente Hiperbólica	0,881	58,07	-63,24	0,968
	Logarítmica	0,954	39,01	-37,96	0,785
9	Tangente Hiperbólica	0,930	38,33	-94,30	0,920
	Logarítmica	0,937	31,22	-42,65	0,501
10	Tangente Hiperbólica	0,898	48,15	-81,62	0,697
	Logarítmica	0,934	13,97	-69,33	0,846
11	Tangente Hiperbólica	0,857	69,42	-39,73	0,960
	Logarítmica	0,926	66,50	-109,70	0,927
12	Tangente Hiperbólica	0,970	18,04	-35,57	0,269
	Logarítmica	0,888	52,55	-23,56	0,918
13	Tangente Hiperbólica	0,946	46,13	-69,57	0,809
	Logarítmica	0,972	23,50	-65,93	0,741
14	Tangente Hiperbólica	0,973	48,14	-51,91	0,783
	Logarítmica	0,948	69,83	-89,65	0,724
15	Tangente Hiperbólica	0,929	30,98	-62,84	0,818
	Logarítmica	0,958	13,55	-104,59	0,635
16	Tangente Hiperbólica	0,818	82,08	-48,28	0,672
	Logarítmica	0,929	36,24	-46,31	0,711
17	Tangente Hiperbólica	0,962	31,47	-73,62	0,957
	Logarítmica	0,963	27,08	-47,53	0,877

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 69, observa-se uma distribuição não muito uniforme dos valores limitados pelo intervalo entre os erros máximos positivo (42,61%) e negativo (-36,84%).

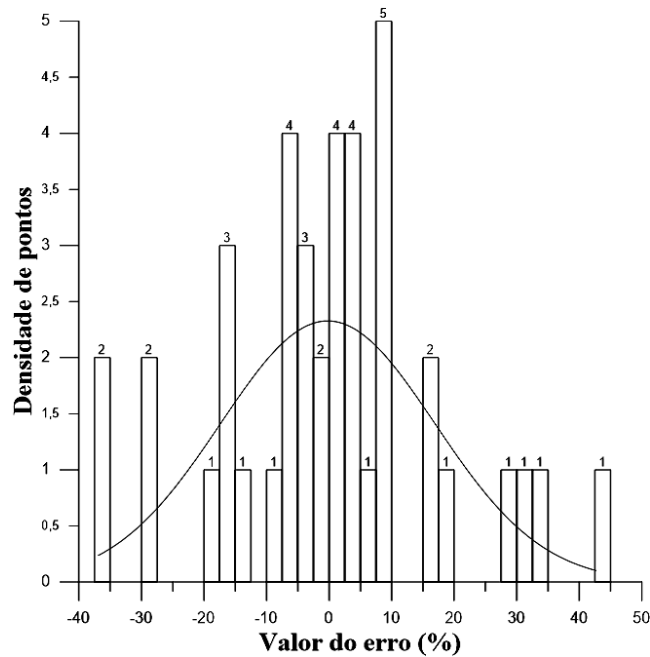


Figura 69 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

O desvio padrão (17,14) apresenta uma dispersão considerável em relação ao valor da média (-0,21). Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 70 a) e da validação (Figura 70 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

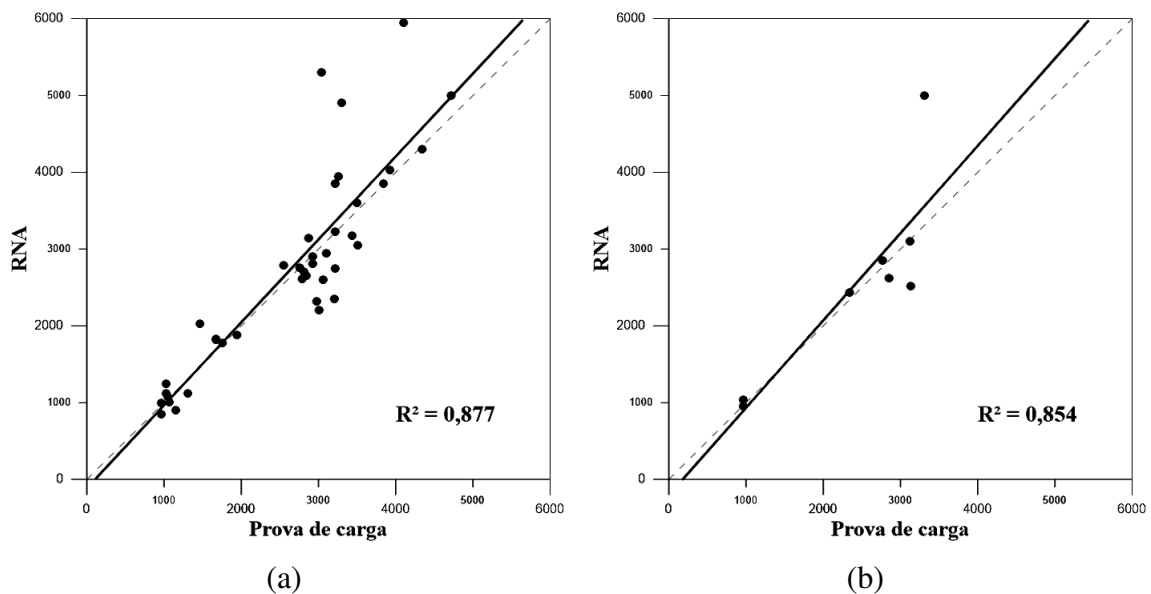


Figura 70 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (8 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando os gráficos de dispersão nota-se que alguns dados apresentam-se dispersos ao padrão do ordenamento dos pontos, mas as inclinações das retas estão bem próximas do ideal.

4.1.3.3.4 Modelo da carga total com 9 variáveis de entrada

Este modelo utiliza todas as seis variáveis de entrada obtidas através do ensaio de SPT (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi), e todas as três variáveis provenientes das características geométricas da estaca, sendo o comprimento efetivo da estaca (m), o perímetro (cm) e a área (cm²) da seção transversal. Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 40, em que a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, com o R² de 0,931 e 0,943 para o treinamento e validação, respectivamente. A menor variação do intervalo entre os erros máximos negativo e positivo, e os elevados valores dos R² do treinamento influenciaram a escolha dessa RNA, além das análises dos gráficos de dispersão e histograma de erros.

Tabela 40 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,818	53,02	-48,78	0,928
	Logarítmica	0,803	74,31	-29,67	0,935
2	Tangente Hiperbólica	0,925	27,45	-96,04	0,865
	Logarítmica	0,931	36,71	-23,90	0,943
3	Tangente Hiperbólica	0,940	43,05	-36,66	0,766
	Logarítmica	0,895	49,74	-32,62	0,912
4	Tangente Hiperbólica	0,812	78,58	-41,51	0,827
	Logarítmica	0,880	61,18	-75,49	0,880
5	Tangente Hiperbólica	0,916	43,07	-55,31	0,631
	Logarítmica	0,766	74,66	-37,73	0,950
6	Tangente Hiperbólica	0,921	32,23	-145,80	0,900
	Logarítmica	0,897	73,25	-56,38	0,386
7	Tangente Hiperbólica	0,951	32,84	-58,67	0,941
	Logarítmica	0,938	39,53	-48,74	0,671
8	Tangente Hiperbólica	0,964	170,71	-32,58	0,598
	Logarítmica	0,920	16,09	-134,00	0,578
9	Tangente Hiperbólica	0,956	41,97	-8,43	0,839
	Logarítmica	0,905	45,96	-56,36	0,981
10	Tangente Hiperbólica	0,894	58,57	-58,05	0,769
	Logarítmica	0,961	36,62	-76,64	0,937
11	Tangente Hiperbólica	0,984	58,92	-19,92	0,596
	Logarítmica	0,974	91,72	-28,58	0,405

12	Tangente Hiperbólica	0,957	54,53	-16,44	-0,352
	Logarítmica	0,928	47,10	-130,04	0,921
13	Tangente Hiperbólica	0,946	31,66	-42,72	0,954
	Logarítmica	0,956	26,46	-47,07	0,706
14	Tangente Hiperbólica	0,894	62,64	-35,07	0,564
	Logarítmica	0,922	61,94	-19,84	0,966
15	Tangente Hiperbólica	0,936	31,98	-174,28	0,851
	Logarítmica	0,869	65,48	-24,13	0,962
16	Tangente Hiperbólica	0,944	6,47	-62,37	0,928
	Logarítmica	0,970	114,69	-23,04	0,893
17	Tangente Hiperbólica	0,963	39,09	-43,76	0,782
	Logarítmica	0,911	60,35	-29,68	0,583
18	Tangente Hiperbólica	0,866	53,39	-146,19	0,924
	Logarítmica	0,944	67,14	-22,03	0,900
19	Tangente Hiperbólica	0,907	48,89	-24,95	0,831
	Logarítmica	0,960	32,39	-67,99	0,665

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 71 observa-se uma distribuição uniforme dos valores, sem dados dispersos, sendo limitados pelo intervalo entre os erros máximos positivo (36,71%) e negativo (-23,90%), este que é o menor entre os quatro modelos.

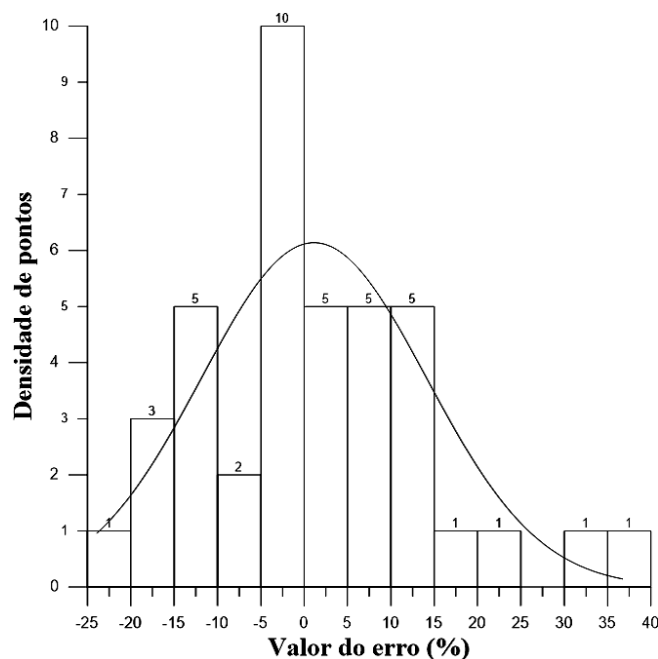


Figura 71 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando o desvio padrão (12,99) nota-se uma dispersão considerável em relação ao valor da média (1,13), mas com uma concentração dos pontos em torno da

mesma. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 72 a) e da validação (Figura 72 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

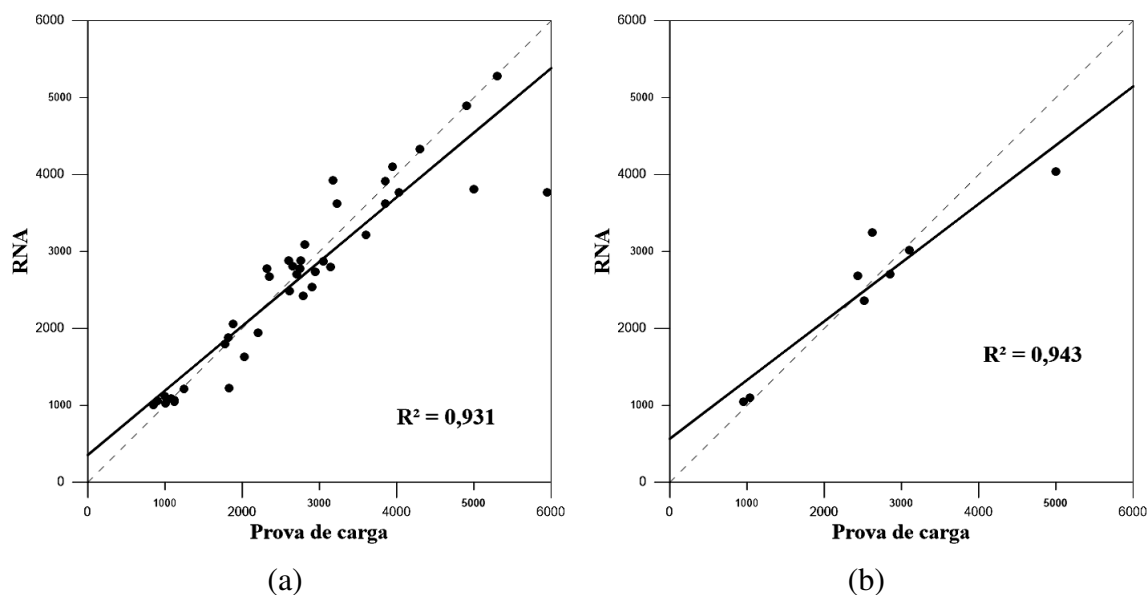


Figura 72 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito total (9 variáveis), apenas com dados de prova de carga dinâmica, das estacas pré-moldada de concreto armado

Analisando os gráficos de dispersão nota-se que o ordenamento dos pontos segue um padrão bem definido e as inclinações das retas são próximas do ideal, corroborando com a robustez do modelo.

4.1.3.3.5 Escolha do modelo para a carga total

Ao comparar os 4 modelos desenvolvidos, como visto na Tabela 41, foi considerado como mais eficiente o com 9 variáveis, apresentou dentro todos os modelos os maiores valores de R^2 para o treinamento e validação e menores erros máximos positivo e negativo, além de ter a menor quantidade de neurônios, deixando assim as equações com uma quantidade menor de termos.

Tabela 41 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total

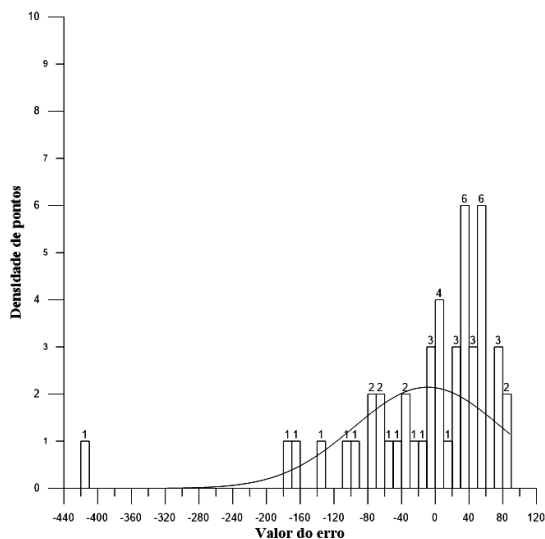
Modelo da carga de ponta com:	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação
7 variáveis (perímetro)	0,838	2	70,90	-26,17	0,936
7 variáveis (área)	0,919	2	38,51	-37,89	0,858
8 variáveis	0,877	2	42,61	-36,84	0,854
9 variáveis	0,931	2	36,71	-23,90	0,943

4.1.3.4 Comparações com os métodos semi-empíricos

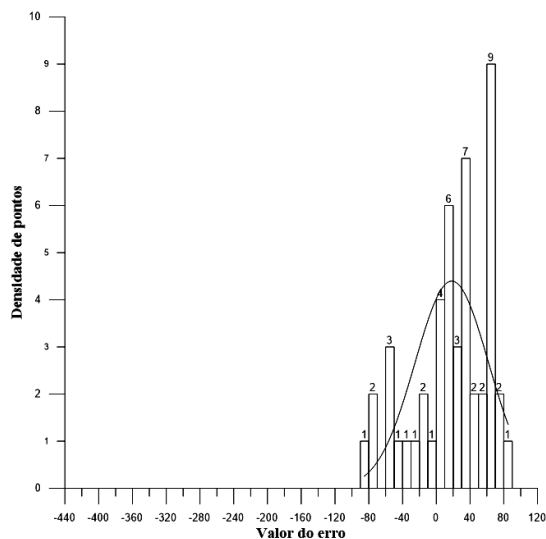
Quando comparados os resultados obtidos entre as simulações dos métodos utilizando RNA aos métodos semi-empíricos brasileiros de determinação da capacidade de carga de estaca pré-moldada de concreto armado, especificamente os de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt-Quaresma (1978), nota-se que as RNAs apresentam valores mais acurados e precisos. Neles os intervalos dos erros máximos e mínimos são menores e os valores dos coeficientes de determinação são maiores, além das retas de inclinação ficarem bem mais próximas do ideal, corroborando com a maior eficiência dos métodos desenvolvidos.

Nota-se que nos histogramas de erros do método de Aoki-Velloso (1975), para carga de ponta (Figura 73 a), carga por atrito lateral (Figura 73 c) e carga total (Figura 73 e), apresentam grande dispersão dos erros, com os valores máximos positivo (88,21% ; 91,91% ; 83,41%) e negativo (-410,20% ; -177,73% ; -230,06%) elevados, além das concentrações dos dados ficarem fora do ideal (em torno do 0%).

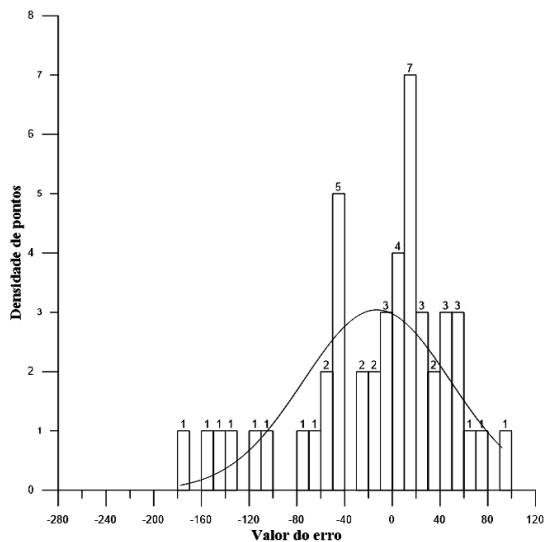
O histograma de erros para carga de ponta (Figura 73 b), calculado através do método de Décourt-Quaresma (1978), apresenta uma distribuição no intervalo entre os erros máximos positivo (85,30%) e negativo (-85,42%), em que os dados se distribuem de forma mais homogênea, mas com sua concentração longe do ideal. Para a carga por atrito lateral (Figura 73 d) a distribuição dos pontos é mais uniforme ao longo do intervalo de erros máximos positivo (84,40%) e negativo (-243,04%), apresentando uma concentração dos pontos bem deslocada do ideal. Entretanto, para a carga total (Figura 73 f) nota-se uma distribuição uniforme dos dados, compreendidos entre o intervalo dos erros máximos positivo (74,50%) e negativo (-101,29%), e com uma concentração dos dados bem próximas do 0% de erros.



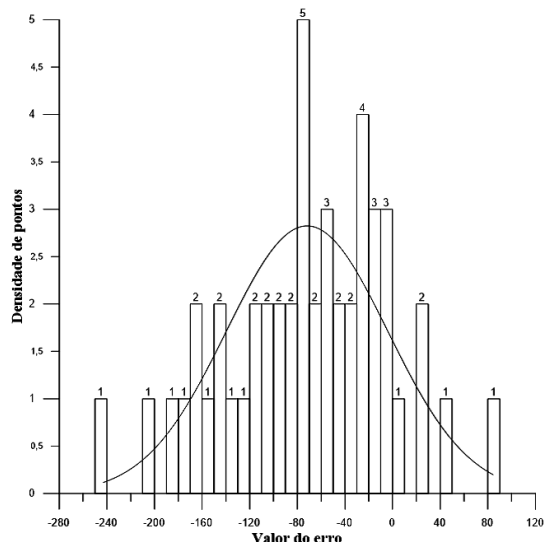
(a)



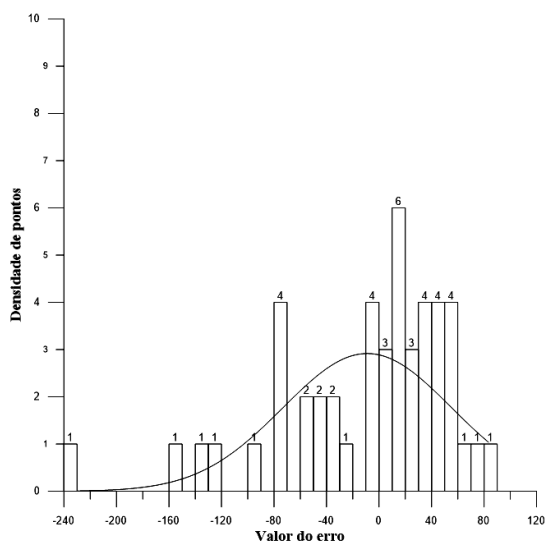
(b)



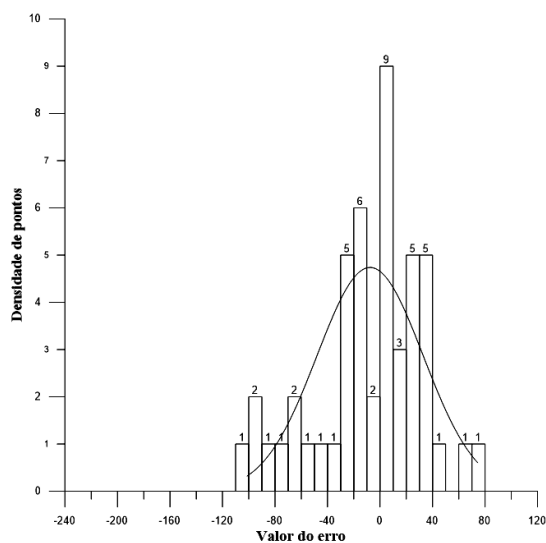
(c)



(d)



(e)



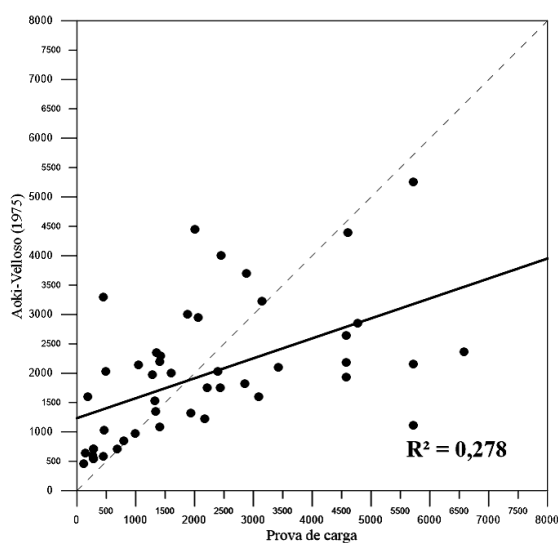
(f)

Figura 73 Histograma de erros para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga dinâmica, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

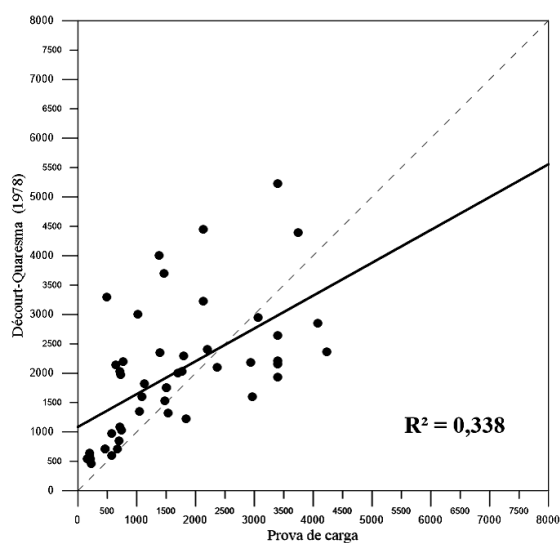
As afirmações sobre as concentrações dos erros distantes do ideal podem ser confirmadas através das análises das médias, conforme Tabela 42, em que quanto maior o valor mais distante as concentrações estão. Analisando o desvio padrão, pode-se observar que quanto maior seu valor mais dispersos estão seus dados em relação à média.

Tabela 42 Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.

Capacidade de Carga	Aoki-Velloso (1975)		Décourt-Quaresma (1978)	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Ponta	-8,98	87,36	18,32	45,55
Por atrito lateral	-12,93	61,65	-71,81	67,80
Total	-8,97	64,27	-7,58	40,41



(a)



(b)

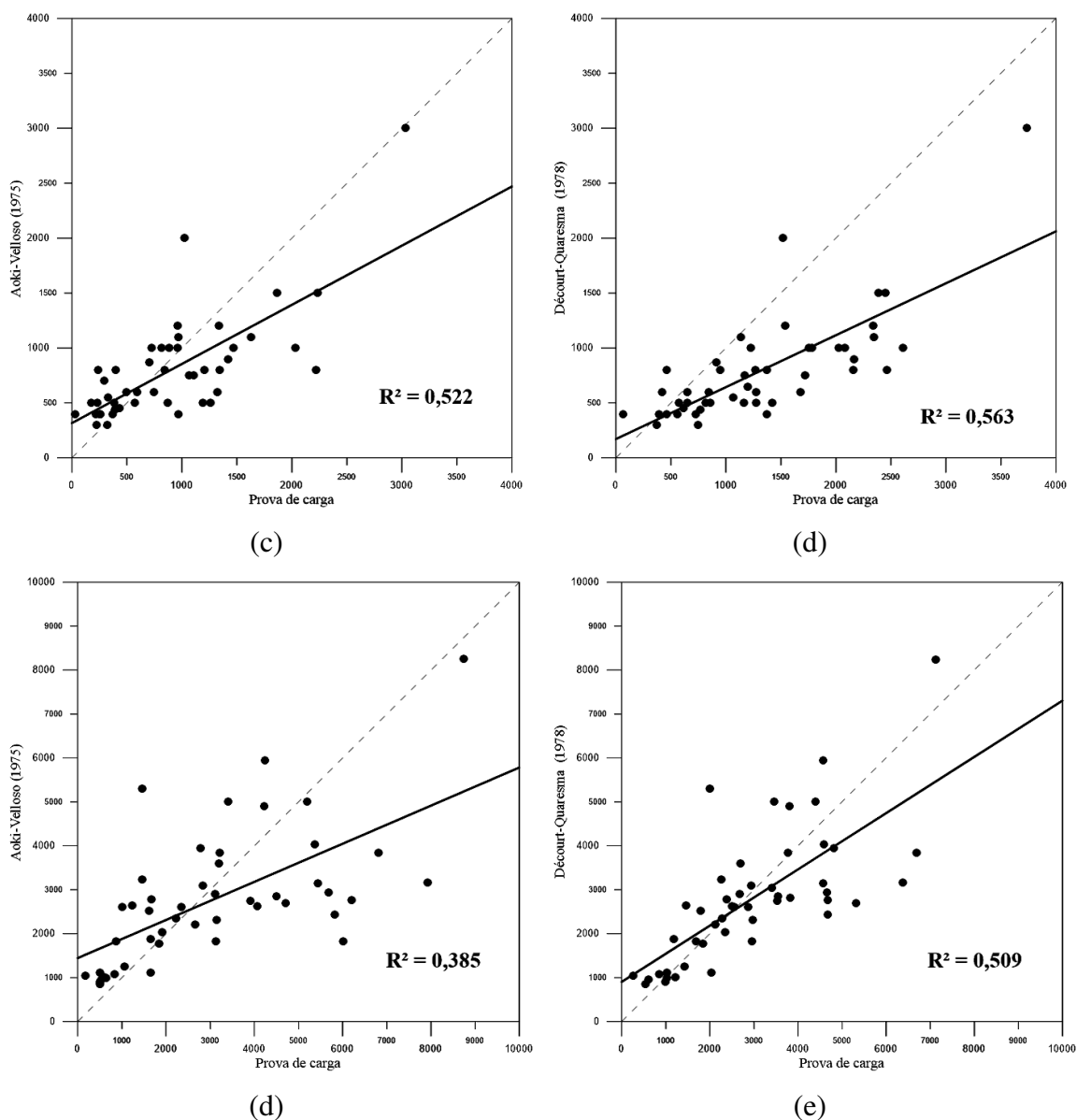


Figura 74 Coeficiente de determinação para estaca pré-moldada de concreto armado com dados de prova de carga dinâmica, utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt-Quaresma (1978) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

Para os gráficos de dispersão, tanto para o método de Aoki-Velloso (1975), carga de ponta (Figura 74 a), carga por atrito lateral (Figura 74 c) e carga total (Figura 74 e), quanto para o método de Décourt-Quaresma (1978), carga de ponta (Figura 74 b), carga por atrito lateral (Figura 74 d) e carga total (Figura 74 f), ambos apresentam valores considerados baixos dos coeficientes de determinação e as inclinações das retas estão longe de alcançar o ideal.

4.1.3.5 Considerações sobre as melhores RNA e equações

Após a realização das simulações para uma metodologia da carga de ponta, duas metodologias para a carga por atrito lateral e quatro metodologias para a carga total, as três RNA consideradas mais eficiente levando em conta os critérios de menor número de neurônios possível, faixa e erros máximo positivo e máximo negativo, e maiores valores de R^2 para treinamento e validação. E da obtenção dos resultados utilizando os métodos semi-empíricos brasileiros de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt-Quaresma (1978).

Foi realizada uma análise comparativa e seus resultados apresentados na Tabela 43, em que foi escolhida para a carga de ponta a RNA “Ponta”, e quando comparado com os métodos semi-empíricos apresenta valores superiores em todos os itens.

Para a carga por atrito lateral foi escolhida a RNA “Por atrito lateral com a variável comprimento”, mesmo tendo um neurônio a mais na camada intermediária, mas se apresenta de forma superior em todos os critérios. Já quando comparados com os métodos semi-empíricos, o modelo apresenta valores melhores em todos os critérios.

Já para a carga total, foi considerada como mais eficiente a RNA “Total com 9 variáveis”, apresentado valores superiores em todos os itens, em relação aos outros modelos. E quando comparado com os métodos semi-empíricos, o modelo também se mostra superior em todos os itens.

Tabela 43 Valores dos R^2 e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, com dados de provas de carga dinâmica, para pré-moldadas de concreto armado

Comparação dos coeficientes de determinação entre os métodos semi-empíricos e as RNA											
Carga	Provas de carga dinâmica										
	RNA				Aoki-Velloso (1975)				Décourt-Quaresma (1978)		
	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação	R^2	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)
Ponta	0,918	3	35,87	-75,95	0,986	0,278	88,21	-410,20	0,338	85,30	-85,42
Por atrito lateral sem a variável comprimento	0,811	2	47,27	-96,26	0,872	0,522	91,91	-177,71	0,595	84,40	-243,04
Por atrito lateral com a variável comprimento	0,816	3	52,29	-59,01	0,945						
Total com 7 variáveis (perímetro)	0,838	2	70,90	-26,17	0,936						
Total com 7 variáveis (área)	0,919	2	38,51	-37,89	0,858	0,621	83,41	-230,06	0,759	74,50	-101,29
Total com 8 variáveis	0,877	2	42,61	-36,84	0,854						
Total com 9 variáveis	0,931	2	36,71	-23,90	0,943						

Para a utilização dos métodos propostos sem a utilização de programas complexos e simulações das RNAs treinadas, foram geradas equações para cada carga: de ponta(Equação 36), por atrito lateral(Equação 40) e total (Equação 44).

$$Q_P = -\frac{2497417}{355(e^{P_1} + 1)} + \frac{1656869}{200(e^{P_2})} + \frac{560374}{369(e^{P_3})} + \frac{1876926}{2989}$$

(Equação 36)

$$P_1 = -\frac{2397}{198593}A + \frac{107233}{2677} + \frac{866}{99227}NPAg + \frac{1068}{3637}NPAr + \frac{19038}{40009}NPSi$$

(Equação 37)

$$P_2 = -\frac{6758}{404227}A + \frac{176284}{3017} - \frac{29642}{69647}NPAg + \frac{9042}{58379}NPAr - \frac{8298}{11539}NPSi$$

(Equação 38)

$$P_3 = -\frac{3339}{116239}A + \frac{421952}{8137} - \frac{4043}{688618}NPAg - \frac{5833}{97278}NPAr - \frac{25765}{36002}NPSi$$

(Equação 39)

Onde NPAr, NPAg, NPSi são os valores médios dos N_{SPT} , A a área da seção transversal da estaca (cm²), e para a saída a variável Q_P (kN) carga de ponta.

$$Q_L = \frac{892679}{8596} \tanh(L_1) + \frac{447721}{2825} \tanh(L_2) + \frac{445861}{1114} \tanh(L_3) + \frac{41936}{45}$$

(Equação 40)

$$L_1 = \frac{6379}{384957}P - \frac{98077}{9500} + \frac{27772}{201949}L - \frac{19229}{52701}NLA_g + \frac{62306}{119175}NPAr + \frac{17349}{22471}NPSi$$

(Equação 41)

$$L_2 = \frac{2699}{21647}P - \frac{110164}{5883} + \frac{5824}{118099}L + \frac{23855}{38927}NLA_g - \frac{3719}{9268}NPAr - \frac{14165}{18652}NPSi$$

(Equação 42)

$$L_3 = \frac{5549}{45471}P - \frac{80649}{1936} + \frac{11861}{39748}L + \frac{16027}{14452}NLA_g - \frac{24756}{45937}NPAr + \frac{29917}{56934}NPSi$$

(Equação 43)

Onde $NLAr$, NLA_g , $NLSi$ são os valores médios dos N_{SPT} , P o perímetro (cm) e L o comprimento (m), para a saída a variável Q_L (kN) carga lateral.

$$Q_T = \frac{555000}{119(e^{T_1} + 1)} - \frac{1118435}{306(e^{T_2})} + \frac{1214035}{278}$$

(Equação 44)

$$T_1 = \frac{16507}{89492}P + \frac{109333}{5081} - \frac{1648}{404869}A - \frac{74851}{124632}C - \frac{49993}{21160}NLA_g - \frac{27184}{17373}NLAr$$

$$- \frac{47423}{26316}NLSi + \frac{29957}{27532}NPA_g + \frac{21944}{34069}NPAr + \frac{34684}{38267}NPSi$$

(Equação 45)

$$T_2 = -\frac{15616}{2066573}P - \frac{58247}{17662} + \frac{2686}{1504631}A - \frac{1151}{285257}C - \frac{6016}{409017}NLA_g + \frac{5090}{122569}NLAr$$

$$- \frac{3176}{272137}NLSi + \frac{13079}{450644}NPA_g + \frac{25092}{3229217}NPAr + \frac{2103}{69683}NPSi$$

(Equação 46)

Onde $NLAr$, NLA_g , $NLSi$, $NPAr$, NPA_g , $NPSi$ são os valores médios dos N_{SPT} , P o perímetro (cm) e A a área da seção transversal (cm²) e L o comprimento efetivo(m), para a saída a variável Q_T (kN) carga total.

4.1.4 Discussõesobre estaca pré-moldada de concreto armado

Pode-se notar, a partir dos resultados obtidos, que a rede neural artificial se comporta de forma mais precisa, quando comparada com os métodos semi-empíricos de determinação de capacidade de carga.

As metodologias apresentadas nesse trabalho para o cálculo da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total para estacas pré-moldadas de concreto armado, apresentaram resultados consistentes e parâmetros mais eficientes. Mas a metodologia que apresentou os resultados mais próximos do esperado e com maioreficiência, é a que utiliza apenas os dados das provas de carregamento dinâmico, como visto na Tabela 44, em que é apresentada uma comparação com os índices de avaliação de eficiência da RNA.

Tabela 44 Comparativo dos índices de eficiência entre os modelos das diferentes abordagens metodológicas.

Modelo de RNA com dados de provas de carga		Capacidade de Carga		
		Ponta	Por atrito Lateral	Total
Estática e carregamento dinâmico	R ² treinamento	0,904	0,912	0,933
	R ² validação	0,892	0,871	0,877
	Erro máximo positivo (%)	75,03	81,72	55,77
	Erro máximo negativo (%)	-395,86	-141,18	-262,15
Somente Estática	R ² treinamento	0,803	0,944	0,942
	R ² validação	0,571	0,581	0,714
	Erro máximo positivo (%)	138,67	62,59	41,34
Somente Carregamento dinâmico	Erro máximo negativo (%)	-266,66	-227,35	-283,85
	R ² treinamento	0,918	0,816	0,931
	R ² validação	0,986	0,945	0,943
	Erro máximo positivo (%)	35,87	52,29	36,71
	Erro máximo negativo (%)	-75,95	-59,29	-23,9

Tal fato não é influenciado pela quantidade de provas de carga analisadas, mas possivelmente pela faixa dos valores mínimos e máximos das variáveis de entrada, e assim, com os conjuntos de dados combinados, os modelos conseguiram prever melhor os comportamentos envolvidos na determinação da capacidade de carga. Considerando o fato que a RNA é uma ferramenta determinística e não probabilística.

Para as cargas de ponta, por atrito lateral e carga total os modelos utilizando RNA apresentaram resultados mais eficientes, especificamente o que utiliza apenas dados de provas de carregamento dinâmico sendo superior em todos os critérios analisados, quando comparados com os métodos semi-empíricos, corroborando com a robustez do modelo e a sua capacidade de identificar os comportamentos dos fenômenos envolvidos no problema.

As equações determinadas, a partir das RNAs mais eficientes, conseguiram se manter com tamanhos consideravelmente pequenos. Sendo quatro equações para carga de ponta, quatro para carga por atrito lateral e três para carga total. Tornando seus cálculos mais complexos, mas mais eficientes, quando comparados com os métodos semi-empíricos brasileiros analisados na dissertação.

4.2 ESTACA HÉLICE CONTÍNUA

Para todos os modelos a seguir o banco de dados foi formado por 95 resultados de ensaios de provas de carga estática, sendo 79 destas escolhidas de forma aleatória para o treinamento, e 16 para validação. Os treinamentos de todas as RNA utilizaram o acelerador de convergência de Levenberg-Marquardt. Na Tabela 45 são apresentados os intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos:

Tabela 45 Intervalos das variáveis de entrada e saída dos modelos utilizando provas de carga dinâmicas

Variáveis de entrada e saída		
Variável	Mínimo	Máximo
NLAr	0	21,8
NLAg	0	29,4
NLSi	0	30
NPAr	0	40
NPAg	0	40
NPSi	0	36,6667
Área (cm ²)	490,875	5026,56
Perímetro (cm)	78,54	251,328
Comprimento (C)	6	26,5
QP (kN)	120	2500
QL (kN)	100	3900
QT (kN)	300	5400

4.2.1 Carga de ponta

Para o modelo da carga de ponta, as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NPAr, NPAg, NPSi e a área (cm²), para a saída a variável QP (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 46. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida a RNA com 1 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, por ela apresentar o menor valor do erro máximo negativo e o menor número de neurônios da camada intermediária, em que os R² de 0,798 e 0,608 para o treinamento e validação, respectivamente.

Tabela 46 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga de ponta, das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,798	50,15	-299,71	0,608
	Logarítmica	0,800	46,64	-347,44	0,590
2	Tangente Hiperbólica	0,830	64,74	-258,31	0,523
	Logarítmica	0,809	48,10	-275,77	0,535
3	Tangente Hiperbólica	0,832	96,05	-264,86	0,481
	Logarítmica	0,834	47,35	-257,07	0,477
4	Tangente Hiperbólica	0,830	53,93	-263,69	0,485
	Logarítmica	0,847	61,63	-299,60	0,508
5	Tangente Hiperbólica	0,850	41,66	-274,40	0,510
	Logarítmica	0,836	47,26	-279,00	0,521
6	Tangente Hiperbólica	0,835	94,69	-268,56	0,400
	Logarítmica	0,842	44,55	-250,53	0,353
7	Tangente Hiperbólica	0,848	58,69	-239,20	0,407
	Logarítmica	0,823	111,85	-266,34	0,399
8	Tangente Hiperbólica	0,893	41,54	-261,60	0,327
	Logarítmica	0,837	46,86	-256,95	0,617
9	Tangente Hiperbólica	0,876	48,15	-288,72	0,440
	Logarítmica	0,846	57,77	-289,09	0,346

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 75, nota-se uma concentração dos pontos próximo do 0% de erros, valor ideal. Entretanto o desvio padrão (61,62) apresenta uma dispersão consideravelmente alta em relação ao valor da média (-15,44), sendo limitado pelo intervalo entre os erros máximos positivo (50,15%) e negativo (-299,15%).

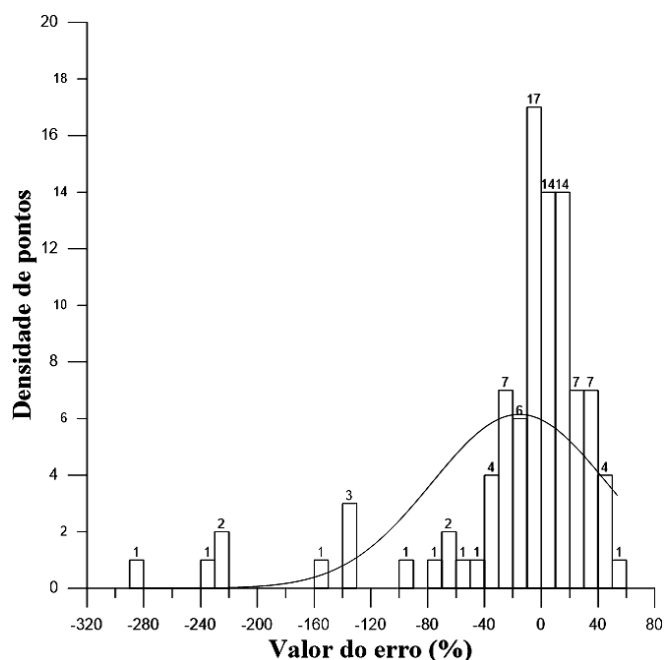


Figura 75 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta, das estacas tipo hélice contínua

Identifica-se ainda valores negativos bem discrepantes do padrão observado, sendo estes responsáveis pelos altos valores da média e do desvio padrão. A capacidade de generalização do modelo não é reduzida por esses dados, mas de forma genérica, a utilização dos valores encontrado na faixa de erros negativos pode influenciar no subdimensionamento dos projetos de fundações, onerando os custos, mas mantendo a segurança. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 76 a) e da validação (Figura 76 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

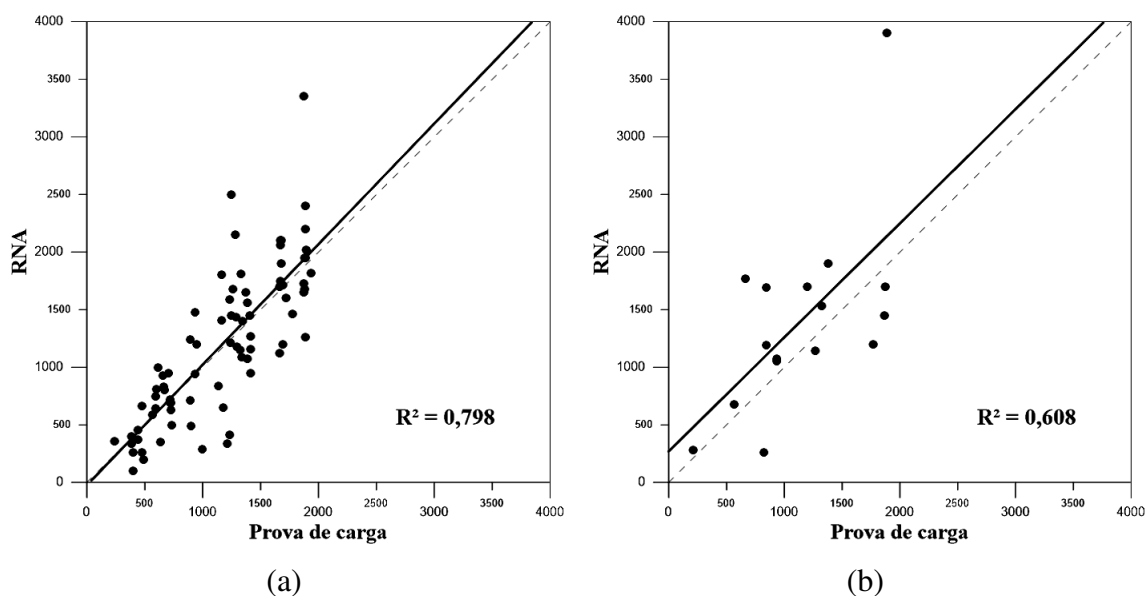


Figura 76 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta, das estacas tipo hélice contínua

Analisando o gráfico de dispersão do treinamento a inclinação da reta se apresenta bem próxima do ideal, e o ordenamento dos pontos seguem um padrão bem definido, com alguns dados dispersos. Entretanto para a validação um ponto bem disperso influenciou consideravelmente no deslocamento da inclinação da reta, afastando-a do ideal, contudo os outros dados apresentam um padrão aceitável de ordenamento.

4.2.2 Carga por atrito lateral

Neste tópico são analisados os dois modelos propostos para a carga por atrito lateral, o primeiro com quatro variáveis de entrada (NLAr, NLA_g, NLSi e perímetro (cm)) e uma de saída (Q_L (kN)), e o segundo utilizando as mesmas variáveis do anterior, mas com o acréscimo de uma variável na entrada, o valor do comprimento efetivo da estaca (m).

4.2.2.1 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro)

Para este modelo de carga total as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram NLAr, NLA_g, NLSi e o perímetro (cm), para a saída a variável QL (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 47. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, por ela apresentar os maiores valores para os R² do treinamento (0,853) e validação (0,663).

Tabela 47 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral, das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,697	97,56	-260,28	0,567
	Logarítmica	0,712	56,41	-287,70	0,666
2	Tangente Hiperbólica	0,659	49,37	-241,62	0,522
	Logarítmica	0,853	47,38	-279,97	0,663
3	Tangente Hiperbólica	0,738	57,48	-181,76	0,403
	Logarítmica	0,731	65,33	-213,14	0,713
4	Tangente Hiperbólica	0,837	66,70	-181,90	0,615

	Logarítmica	0,787	101,85	-269,02	0,629
5	Tangente Hiperbólica	0,764	61,21	-271,61	0,679
	Logarítmica	0,806	58,66	-207,03	0,664
6	Tangente Hiperbólica	0,830	50,26	-40 %7,05	0,593
	Logarítmica	0,870	84,92	-562,81	0,578
7	Tangente Hiperbólica	0,838	56,94	-419,33	0,665
	Logarítmica	0,817	50,92	-338,33	0,513
8	Tangente Hiperbólica	0,844	69,62	-262,67	0,677
	Logarítmica	0,857	61,27	-316,95	0,536
9	Tangente Hiperbólica	0,785	76,80	-245,37	0,604
	Logarítmica	0,830	52,10	-354,22	0,664

Na Figura 77 nota-se uma distribuição dos erros homogênea, com a exceção de um dado disperso representado pelo erro máximo negativo (-279,97%), entretanto o erro máximo positivo (47,38) apresenta valor aceitável.

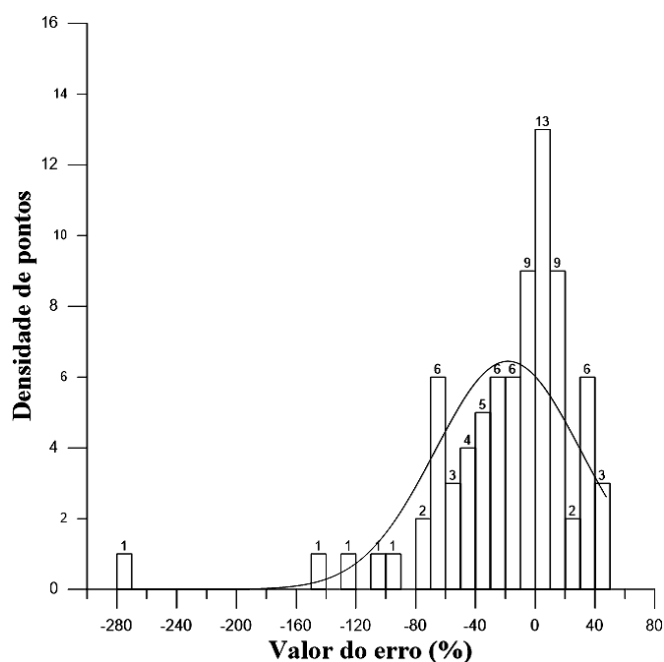


Figura 77 Histograma de erros da RNA para a carga por atrito lateral, das estacas tipo hélice contínua

O alto valor do erro máximo negativo eleva o valor do desvio padrão (48,86). Entretanto, com uma análise visual nota-se uma concentração dos dados em torno da média (-18,28). Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 78 a) e da validação (Figura 78 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

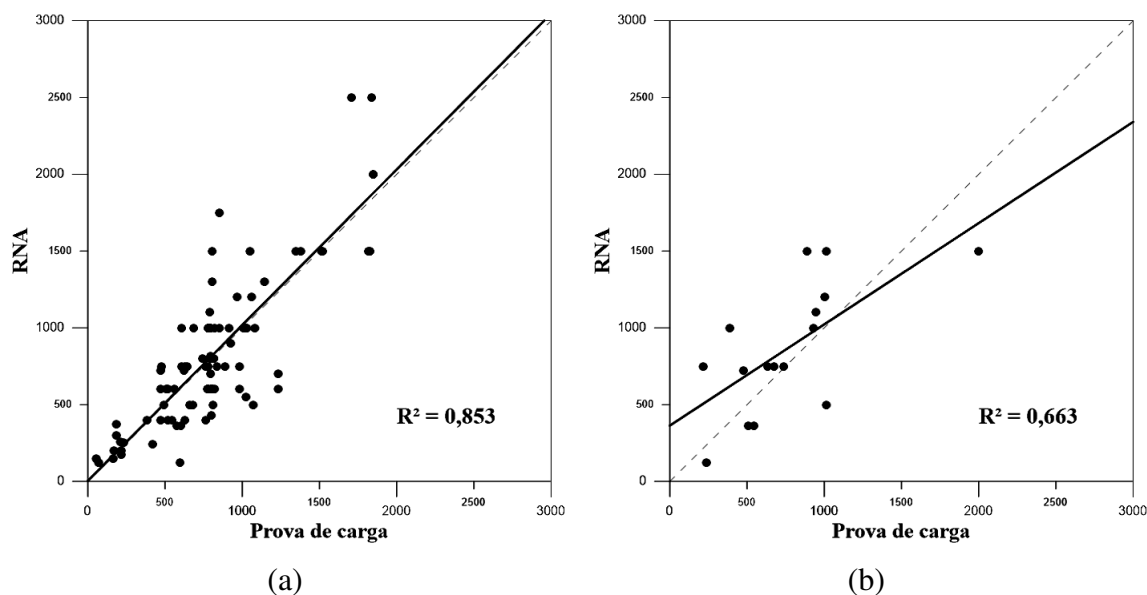


Figura 78 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga por atrito lateral, das estacas tipo hélice contínua

Analisando o gráfico de dispersão do treinamento a inclinação da reta se apresenta bem próxima do ideal, e o ordenamento dos pontos seguem um padrão bem definido, com alguns dados dispersos. Entretanto, para a validação a inclinação da reta encontra-se relativamente distante do ideal, e o ordenamento dos pontos apresentam valores e dispersão, sem apresentar um padrão bem definido.

4.2.2.2 Modelo para carga por atrito lateral com comprimento efetivo da estaca

Para este modelo de carga total as variáveis de entrada utilizadas no treinamento da RNA foram $NLAr$, NLA_g , $NLSi$, perímetro (cm) e o comprimento (m), para a saída a variável QL (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 48. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento logarítmica, por ela apresentar menor intervalo entre os erros máximos positivo e negativo, além dos maiores valores dos R^2 para treinamento (0,800) e validação (0,787).

Tabela 48 Valores dos R^2 encontrados durante o treinamento da carga por atrito lateral com a variável comprimento, das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R^2 treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,763	54,55	-160,76	0,764

	Logarítmica	0,768	69,43	-157,98	0,736
2	Tangente Hiperbólica	0,724	58,19	-135,40	0,771
	Logarítmica	0,800	41,05	-129,27	0,787
3	Tangente Hiperbólica	0,817	43,96	-110,42	0,654
	Logarítmica	0,785	58,07	-151,25	0,705
4	Tangente Hiperbólica	0,841	43,06	-171,42	0,554
	Logarítmica	0,802	65,32	-190,39	0,674
5	Tangente Hiperbólica	0,849	41,56	-218,44	0,772
	Logarítmica	0,841	79,44	-174,97	0,474
6	Tangente Hiperbólica	0,813	47,93	-141,70	0,633
	Logarítmica	0,842	43,33	-276,30	0,631
7	Tangente Hiperbólica	0,811	121,25	-170,76	0,234
	Logarítmica	0,835	41,44	-117,29	0,849
8	Tangente Hiperbólica	0,869	52,82	-146,20	0,678
	Logarítmica	0,803	74,02	-120,34	0,702
9	Tangente Hiperbólica	0,891	51,65	-142,62	0,732
	Logarítmica	0,871	101,78	-44,02	0,513
10	Tangente Hiperbólica	0,787	94,37	-112,53	0,663
	Logarítmica	0,856	117,38	-162,46	0,620
11	Tangente Hiperbólica	0,731	95,57	-143,41	0,628
	Logarítmica	0,836	85,74	-139,59	0,516

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 79, observa-se uma distribuição uniforme dos dados no intervalo entre os erros máximos positivo (40,05%) e negativo (-129,27%), sem valores muito dispersos.

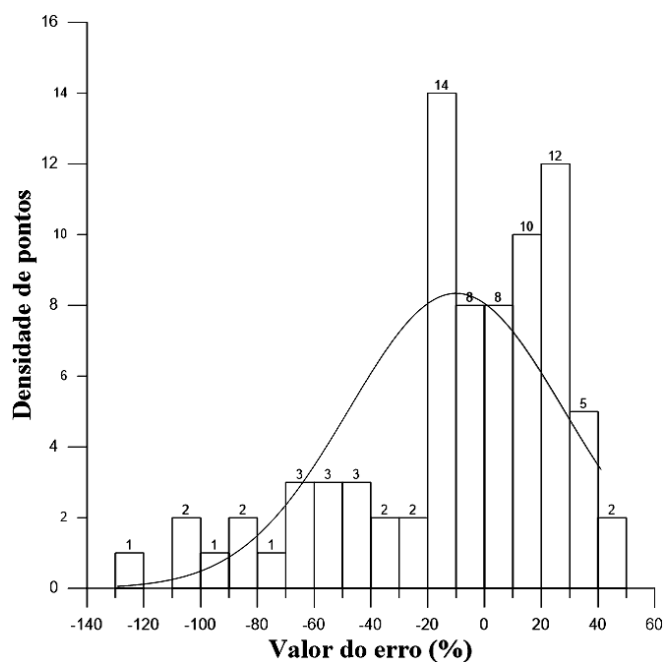


Figura 79 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta com a variável comprimento, das estacas tipo hélice contínua

Nota-se de forma visual uma concentração dos dados em torno do valor da média (-9,94). O desvio padrão (37,79) apresenta valor relativamente elevado, mas inferior ao modelo anterior, indicando o padrão de dispersão dos erros em torno da média. Logo, a partir dessas análises, o modelo apresenta uma maior confiabilidade de seus resultados, quando comparado com o outro modelo para capacidade de carga por atrito lateral. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 80a) e da validação (Figura 80b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

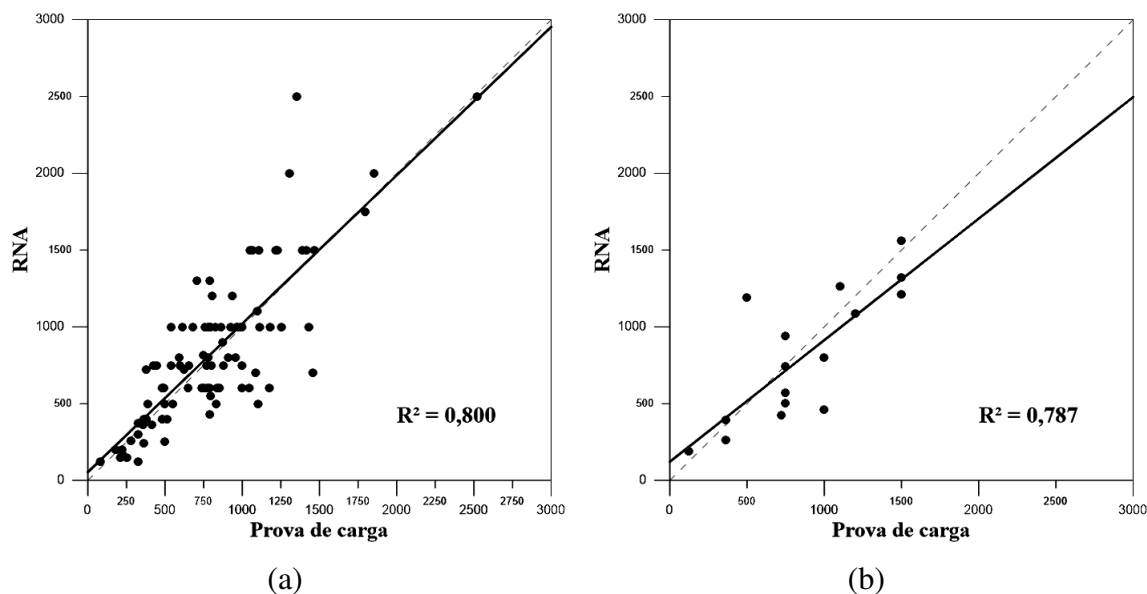


Figura 80 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta com a variável comprimento, das estacas tipo hélice contínua

Analisando os gráficos de dispersão ambos apresentam as inclinações das retas próximas do ideal, e o ordenamento dos pontos padrões bem definidos, mesmo que alguns pontos se apresentem dispersos. Quando comparados, com o outro modelo para carga por atrito lateral, ambos os gráficos apresentam dados mais ordenados e próximos do ideal.

4.2.2.3 Escolha do modelo para carga por atrito lateral

O modelo que apresentou melhores resultados, levando em consideração os critérios analisados, conforme Tabela 49, foi o que utiliza o comprimento efetivo da estaca como variável de entrada, apresentando melhores índices em quase todos os parâmetros, a não ser pelo R^2 do treinamento, em que apresentou um valor bem próximos mas menor em relação ao outro modelos. Tais resultados, indicam assim que

essa é uma variável necessária no modelo, para que a RNA consiga identificar o comportamento dos fenômenos envolvidos no problema.

Tabela 49 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo para carga por atrito lateral

Modelo para carga por atrito lateral:	R ² treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² validação
sem a variável comprimento	0,853	2	47,38	-279,97	0,663
com a variável comprimento	0,800	2	41,05	-129,27	0,787

4.2.3 Carga total

Para a determinação da capacidade de carga total foram simulados quatro modelos distintos, todos com a mesma variável de saída Q_T (kN) e 6 variáveis de entrada NPAr, NPAG, NPSi, NLA r, NLAG e NLSi, provenientes do resultado do ensaio de SPT. As variações dos modelos ficam então limitadas as modificações entre as variáveis de entrada provenientes das características geométricas da estaca, como a área da seção transversal, o perímetro da seção transversal e o comprimento efetivo.

4.2.3.1 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (perímetro)

Neste modelo para carga total, além das variáveis de entrada utilizadas em todos os modelos (NPAr, NPAG, NPSi, NLA r, NLAG, NLSi) foi acrescida a variável da característica geométrica, sendo esta o perímetro da seção transversal (cm). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 50. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, por ela apresentar os maiores valores dos R² para treinamento (0,893) e validação (0,839).

Tabela 50 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga de ponta (7 variáveis com o perímetro), das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,853	38,97	-141,31	0,678

	Logarítmica	0,853	37,38	-132,04	0,627
2	Tangente Hiperbólica	0,893	36,05	-139,44	0,839
	Logarítmica	0,855	44,98	-149,17	0,649
3	Tangente Hiperbólica	0,896	44,21	-185,37	0,720
	Logarítmica	0,884	44,53	-79,44	0,740
4	Tangente Hiperbólica	0,834	58,00	-176,57	0,653
	Logarítmica	0,897	45,62	-168,88	0,807
5	Tangente Hiperbólica	0,904	61,96	-188,32	0,691
	Logarítmica	0,882	35,66	-186,61	0,444
6	Tangente Hiperbólica	0,922	31,36	-164,60	0,629
	Logarítmica	0,910	74,59	-225,17	0,624
7	Tangente Hiperbólica	0,894	45,81	-166,14	0,511
	Logarítmica	0,909	80,86	-142,98	0,377
8	Tangente Hiperbólica	0,888	41,06	-147,99	0,581
	Logarítmica	0,896	45,39	-141,37	0,774
9	Tangente Hiperbólica	0,892	49,51	-133,46	0,745
	Logarítmica	0,896	56,01	-158,07	0,804
10	Tangente Hiperbólica	0,886	62,77	-158,36	0,751
	Logarítmica	0,853	57,59	-175,97	0,710
11	Tangente Hiperbólica	0,898	52,03	-134,10	0,784
	Logarítmica	0,881	59,01	-134,45	0,678
12	Tangente Hiperbólica	0,903	59,64	-111,34	0,402
	Logarítmica	0,896	31,47	-156,87	0,631
13	Tangente Hiperbólica	0,923	41,43	-251,44	0,724
	Logarítmica	0,923	35,79	-125,49	0,558
14	Tangente Hiperbólica	0,929	133,89	-114,91	0,237
	Logarítmica	0,896	55,07	-144,22	0,057
15	Tangente Hiperbólica	0,915	55,09	-118,62	0,639
	Logarítmica	0,910	49,41	-148,56	0,411

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 81, nota-se uma distribuição dos dados no intervalo entre os erros máximos positivo (36,05%) e negativo (-139,44%).

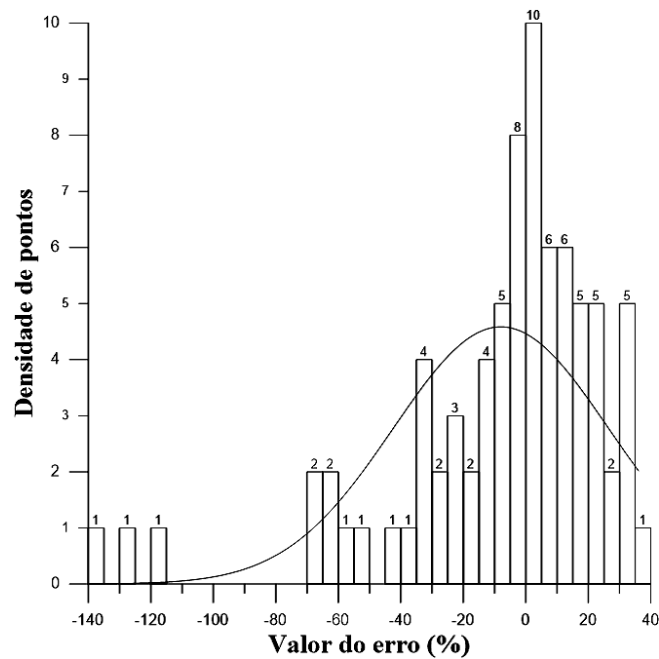


Figura 81 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (7 variáveis com o perímetro), das estacas tipo hélice contínua

O desvio padrão (34,37), relativamente elevado, é influenciado pelos pontos dispersos no treco negativo, mas com uma concentração dos dados em torno do valor da média (-7,99). Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 82 a) e da validação (Figura 82 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

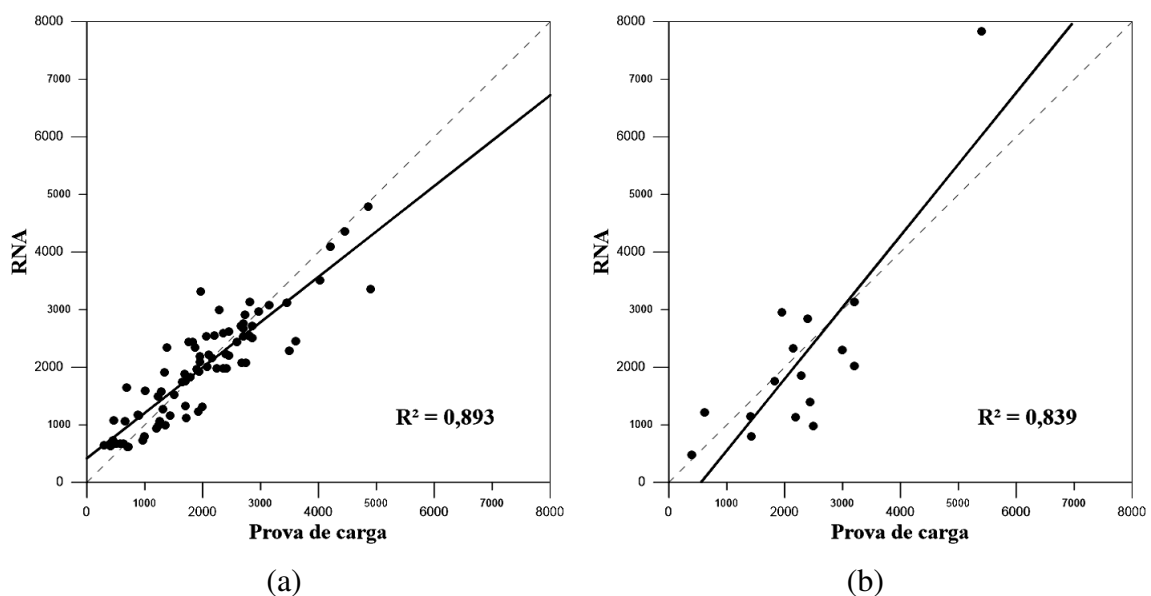


Figura 82 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (7 variáveis com o perímetro), das estacas tipo hélice contínua

Analisando os gráficos de dispersão ambos apresentam as inclinações das retas próximas do ideal, e o ordenamento dos pontos padrões bem definidos, mesmo que alguns pontos se apresentem dispersos.

4.2.3.2 Modelo da carga total com 7 variáveis de entrada (área)

Neste modelo foram utilizadas as variáveis de entrada comuns aos outros (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi) com a adição da variável da característica geométrica, representada pela área da seção transversal (cm²). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 51. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida a RNA considerada como mais eficiente foi a com 2 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, por ela apresentar o maior valor do R² de treinamento (0,900), mesmo com um valor baixo do R² de validação (0,517).

Tabela 51 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga de ponta (7 variáveis com a área), das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,853	36,24	-141,70	0,671
	Logarítmica	0,852	44,35	-141,96	0,679
2	Tangente Hiperbólica	0,900	35,32	-135,45	0,517
	Logarítmica	0,867	125,44	-166,25	0,737
3	Tangente Hiperbólica	0,855	43,28	-148,48	0,709
	Logarítmica	0,893	121,29	-160,76	0,618
4	Tangente Hiperbólica	0,905	46,55	-179,76	0,661
	Logarítmica	0,920	37,08	-151,61	0,405
5	Tangente Hiperbólica	0,883	73,05	-121,94	0,762
	Logarítmica	0,861	44,95	-159,41	0,724
6	Tangente Hiperbólica	0,930	81,49	-191,12	0,310
	Logarítmica	0,889	53,70	-156,23	0,571
7	Tangente Hiperbólica	0,892	50,12	-180,79	0,678
	Logarítmica	0,897	40,04	-158,87	0,627
8	Tangente Hiperbólica	0,916	40,36	-148,99	0,722
	Logarítmica	0,886	51,13	-155,12	0,591
9	Tangente Hiperbólica	0,861	54,72	-209,50	0,097
	Logarítmica	0,874	52,70	-181,24	0,306
10	Tangente Hiperbólica	0,860	38,92	-156,24	0,810
	Logarítmica	0,904	48,74	-168,07	0,542
11	Tangente Hiperbólica	0,903	81,96	-165,47	0,707
	Logarítmica	0,905	72,31	-127,33	0,828
12	Tangente Hiperbólica	0,867	49,48	-76,63	0,373
	Logarítmica	0,888	72,25	-110,11	0,571
13	Tangente Hiperbólica	0,823	104,73	-133,20	0,567

	Logarítmica	0,925	80,50	-207,14	0,730
14	Tangente Hiperbólica	0,910	34,74	-190,50	0,712
	Logarítmica	0,840	51,01	-182,67	0,708
15	Tangente Hiperbólica	0,920	117,84	-219,84	0,308
	Logarítmica	0,911	54,32	-137,14	0,827

Nota-se no histograma de erros extraídos do treinamento(Figura 83) um intervalo entre os erros máximo positivo (35,32%) e negativo(-135,45%).

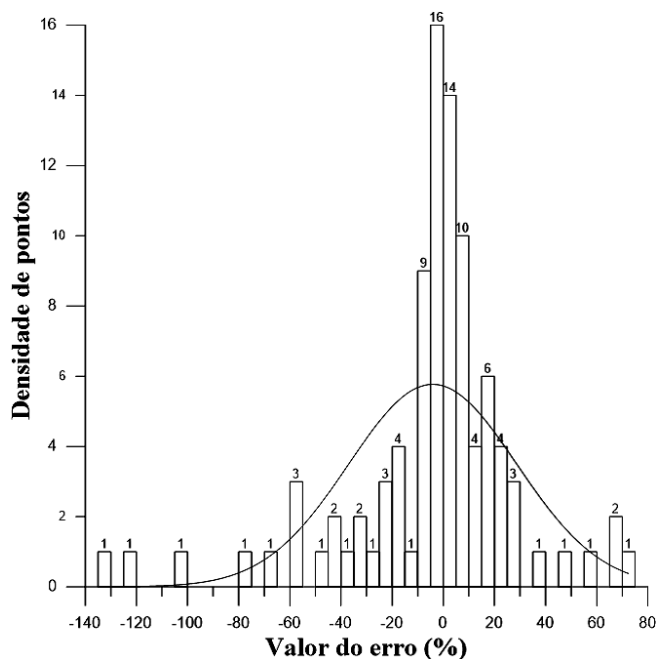


Figura 83 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (7 variáveis com a área), das estacas tipo hélice contínua

Observa-se ao analisar o histograma uma distribuição homogênea dos dados, com pontos dispersos em ambos os trechos, mas com uma concentração dos dados em torno do valor da média (-4,14). O desvio padrão (32,84), relativamente elevado, é influenciado pelos dados dispersos e os elevados valores extremos dos erros. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 84 a) e da validação (Figura 84 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

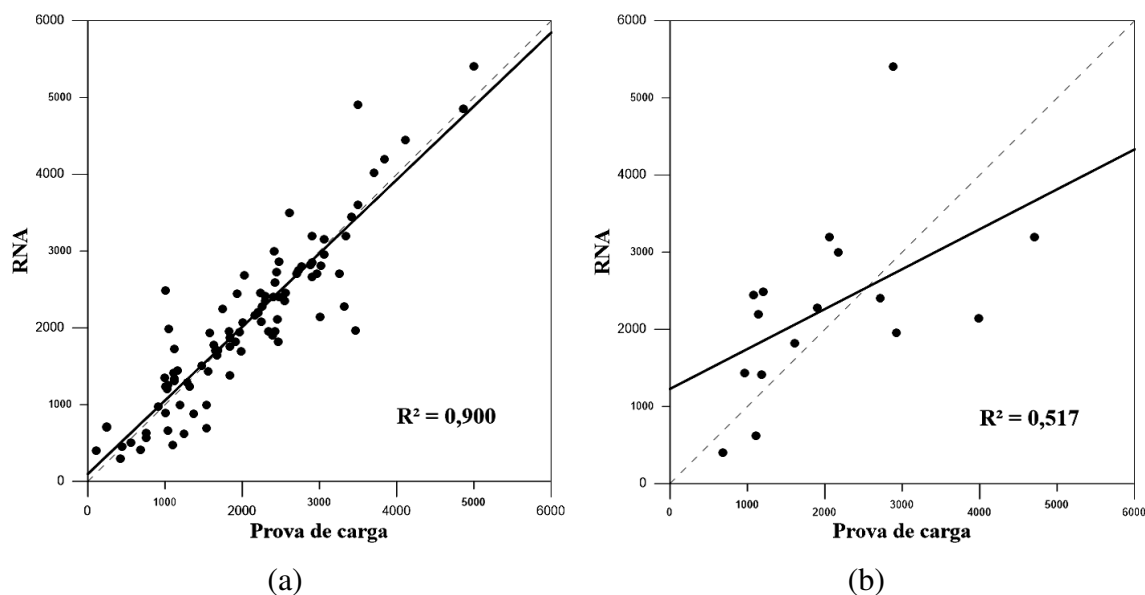


Figura 84 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (7 variáveis com a área), das estacas tipo hélice contínua

Analisando os gráficos de dispersão do treinamento a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos se encontram bem próximas do ideal. Entretanto, para a validação a inclinação da reta está bem distante do esperado, influenciada pela dispersão desordenada dos pontos.

4.2.3.3 Modelo da carga total com 8 variáveis de entrada

As modificações realizadas na quantidade das variáveis de entrada utilizadas foram provenientes do acréscimo do perímetro da seção transversal (cm) e do comprimento efetivo da estaca (m), além das outras variáveis comuns aos outros modelos para carga total (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi). Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 52. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida RNA considerada como mais eficiente foi a com 1 neurônios e função de treinamento logarítmica, por ela apresentar o valor ligeiramente mais elevado para o R^2 da validação e (0,776), além do valor do R^2 do treinamento (0,880) está na mesma faixa de valores das outras simulações.

Tabela 52 Valores dos R² encontrados durante o treinamento dacarga de ponta (8 variáveis), das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,882	42,86	-82,20	0,747
	Logarítmica	0,880	44,53	-85,36	0,776
2	Tangente Hiperbólica	0,883	43,60	-90,26	0,744
	Logarítmica	0,895	45,33	-90,50	0,738
3	Tangente Hiperbólica	0,912	60,11	-88,35	0,600
	Logarítmica	0,888	52,81	-65,83	0,794
4	Tangente Hiperbólica	0,923	117,02	-74,19	0,850
	Logarítmica	0,910	53,97	-111,53	0,737
5	Tangente Hiperbólica	0,901	38,68	-93,94	0,684
	Logarítmica	0,939	37,40	-69,60	0,545
6	Tangente Hiperbólica	0,890	46,05	-89,14	0,750
	Logarítmica	0,932	219,59	-121,79	0,818
7	Tangente Hiperbólica	0,868	58,11	-101,58	0,630
	Logarítmica	0,934	45,46	-85,41	0,492
8	Tangente Hiperbólica	0,928	39,38	-85,23	0,743
	Logarítmica	0,935	123,67	-77,82	0,636
9	Tangente Hiperbólica	0,914	38,86	-85,49	0,755
	Logarítmica	0,892	42,54	-97,44	0,669
10	Tangente Hiperbólica	0,901	39,52	-97,05	0,485
	Logarítmica	0,923	42,72	-88,18	0,527
11	Tangente Hiperbólica	0,905	49,12	-73,27	0,755
	Logarítmica	0,900	47,87	-113,32	0,646
12	Tangente Hiperbólica	0,905	45,66	-90,70	0,747
	Logarítmica	0,906	52,61	-222,29	0,773
13	Tangente Hiperbólica	0,888	68,75	-136,59	0,467
	Logarítmica	0,887	54,63	-185,42	0,290
14	Tangente Hiperbólica	0,912	32,93	-96,90	0,596
	Logarítmica	0,888	113,94	-195,96	0,568
15	Tangente Hiperbólica	0,928	102,17	-76,38	0,364
	Logarítmica	0,946	75,54	-84,31	0,792
16	Tangente Hiperbólica	0,906	50,03	-136,34	0,583
	Logarítmica	0,888	54,85	-121,30	0,481
17	Tangente Hiperbólica	0,834	78,25	-124,89	0,621
	Logarítmica	0,877	43,82	-135,84	0,420

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 85, pode-se notar um intervalo entre os erros máximo positivo (44,53%) e negativo (-85,36%).

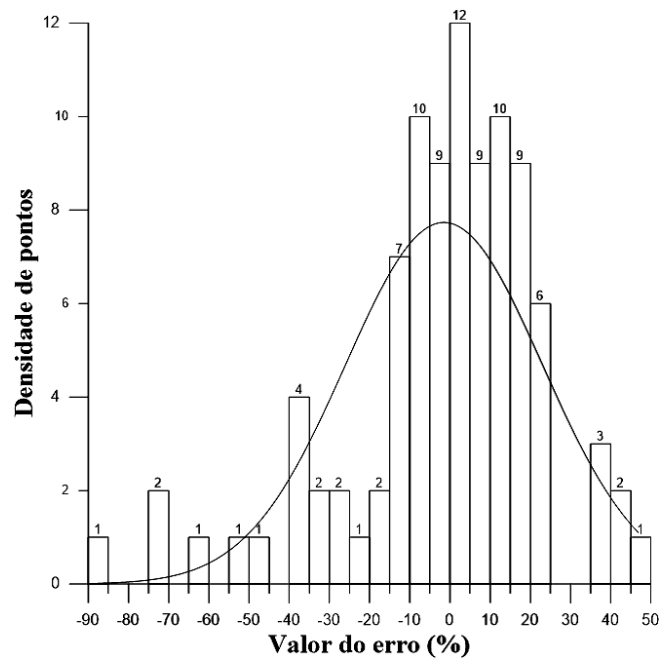


Figura 85 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (8 variáveis), das estacas tipo hélice contínua

Com base na observação do histograma nota-se uma distribuição homogênea dos dados, sem pontos muito dispersos, e com uma concentração dos dados em torno do valor da média (-1,49). O desvio padrão (24,49), relativamente elevado, sendo influenciado pelos dados dispersos e os elevados valores extremos dos erros. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 86 a) e da validação (Figura 86 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

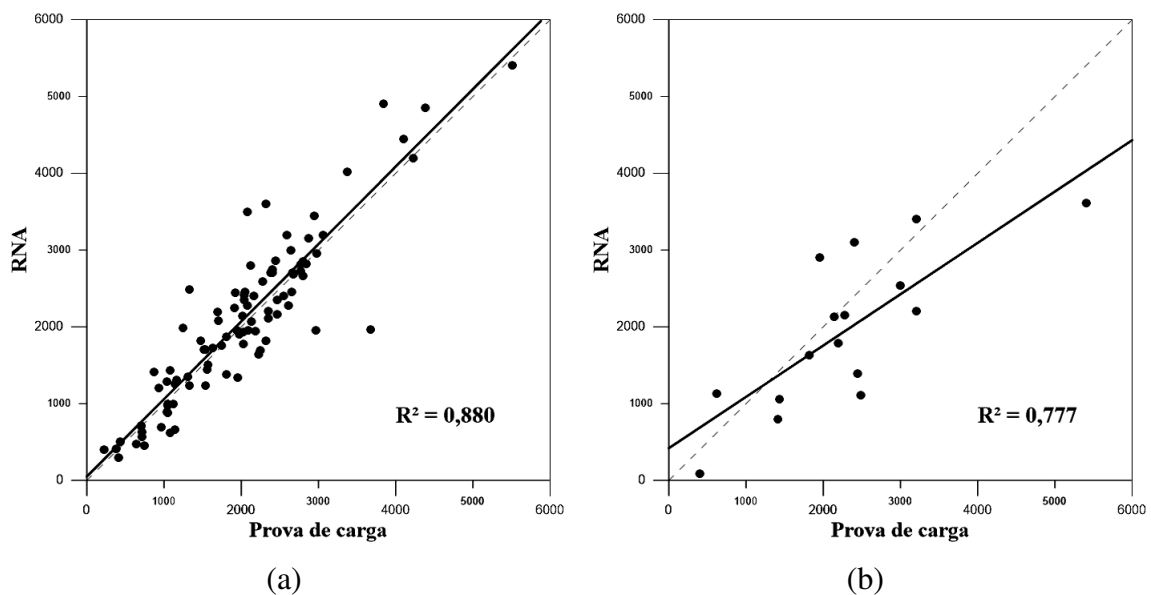


Figura 86 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (8 variáveis), das estacas tipo hélice contínua

Analisando os gráficos de dispersão do treinamento a inclinação da reta e o ordenamento dos pontos se encontram bem próximas do ideal. Entretanto, para a validação a inclinação da reta está bem distante do esperado, influenciada pela dispersão desordenada dos pontos.

4.2.3.4 Modelo da carga total com 9 variáveis de entrada

Este modelo utiliza todas as seis variáveis de entrada obtidas através do ensaio de SPT (NPA_r, NPA_g, NPSi, NLA_r, NLA_g, NLSi), e todas as três variáveis provenientes das características geométricas da estaca, sendo o comprimento efetivo da estaca (m), o perímetro (cm) e a área (cm²) da seção transversal. Para a saída foi utilizada a variável Q_T (kN). Após o treinamento as redes apresentaram os seguintes coeficientes de determinação, conforme Tabela 53. A partir das análises comparativas dos gráficos de dispersão e histograma de erros, realizadas entre todas as simulações, foi escolhida a RNA considerada como mais eficiente, a com 4 neurônios e função de treinamento tangente hiperbólica, por ela apresentar o menor valor do erro máximo negativo e o menor número de neurônios da camada intermediária, e os maiores valores para os R² do treinamento (0,931) e validação (0,823).

Tabela 53 Valores dos R² encontrados durante o treinamento da carga de ponta (9 variáveis), das estacas tipo hélice contínua

Variação dos coeficientes de determinação nas RNA testadas					
Número de Neurônios	Função de Treinamento	R ² treinamento	Erro máximo	Erro mínimo	R ² Validação
1	Tangente Hiperbólica	0,882	37,91	-86,52	0,723
	Logarítmica	0,886	46,31	-83,66	0,774
2	Tangente Hiperbólica	0,897	36,68	-100,47	0,630
	Logarítmica	0,896	44,98	-85,89	0,754
3	Tangente Hiperbólica	0,909	77,95	-136,01	0,714
	Logarítmica	0,914	46,27	-100,42	0,582
4	Tangente Hiperbólica	0,931	34,08	-67,34	0,823
	Logarítmica	0,889	50,75	-75,57	0,745
5	Tangente Hiperbólica	0,872	82,05	-73,00	0,718
	Logarítmica	0,869	76,53	-59,90	0,697
6	Tangente Hiperbólica	0,936	48,55	-76,98	0,876
	Logarítmica	0,940	42,84	-90,30	0,672
7	Tangente Hiperbólica	0,922	43,32	-86,60	0,673
	Logarítmica	0,917	39,37	-78,34	0,793
8	Tangente Hiperbólica	0,946	128,98	-81,86	0,706
	Logarítmica	0,922	74,06	-119,16	0,831
9	Tangente Hiperbólica	0,916	49,77	-103,75	0,391

	Logarítmica	0,929	53,33	-105,03	0,715
10	Tangente Hiperbólica	0,911	58,59	-66,07	0,724
	Logarítmica	0,909	59,38	-69,74	0,492
11	Tangente Hiperbólica	0,916	59,67	-87,31	0,484
	Logarítmica	0,936	50,78	-76,08	0,573
12	Tangente Hiperbólica	0,932	39,79	-69,91	0,845
	Logarítmica	0,956	44,28	-78,55	0,669
13	Tangente Hiperbólica	0,942	114,83	-77,85	0,682
	Logarítmica	0,918	26,97	-139,57	0,650
14	Tangente Hiperbólica	0,924	45,58	-96,01	0,835
	Logarítmica	0,917	77,77	-104,63	0,580
15	Tangente Hiperbólica	0,916	51,57	-118,15	0,643
	Logarítmica	0,926	33,67	-103,88	0,744
16	Tangente Hiperbólica	0,940	34,97	-123,11	0,694
	Logarítmica	0,907	65,61	-76,71	0,655
17	Tangente Hiperbólica	0,864	64,81	-96,16	0,786
	Logarítmica	0,937	45,82	-113,48	0,833
18	Tangente Hiperbólica	0,894	56,96	-90,77	0,714
	Logarítmica	0,872	62,78	-80,96	0,702
19	Tangente Hiperbólica	0,909	93,21	-90,51	0,462
	Logarítmica	0,906	59,15	-62,96	0,545

No histograma de erros extraídos do treinamento, apresentado na Figura 87, nota-se uma distribuição homogênea dos dados, com pontos dispersos em ambos os limites, mas com uma concentração dos dados em torno do valor da média (-0,80). O desvio padrão (24,24), relativamente elevado, é influenciado pelo intervalo entre os erros máximo positivo (34,08%) e negativo (-67,34%).

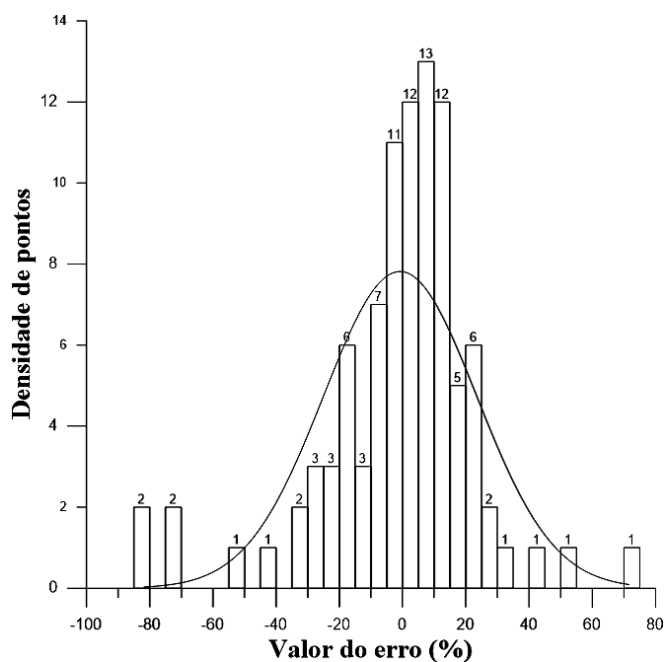


Figura 87 Histograma de erros da RNA para a carga de ponta (9 variáveis), das estacas tipo hélice contínua

Quando comparado os dados do desvio padrão e da média, com os outros modelos, ambos apresentam os menores valores, além da maior concentração de dados em torno da média, corroborando com a escolha desse modelo para a determinação da capacidade de carga total. Nos gráficos de dispersão do treinamento (Figura 88 a) e da validação (Figura 88 b) são apresentados os valores dos R^2 e as inclinações das retas.

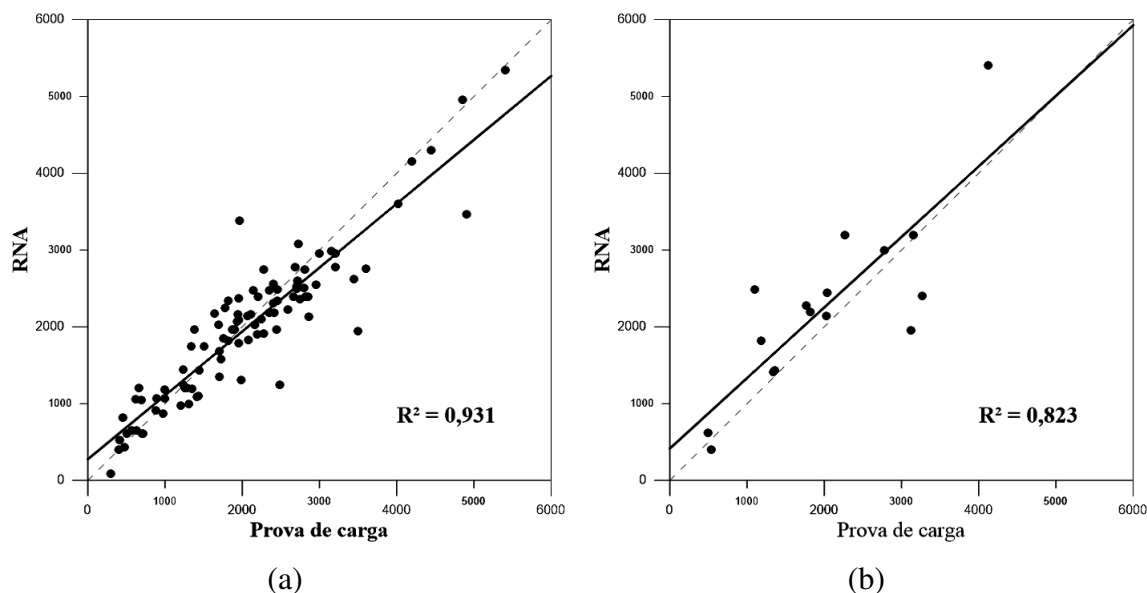


Figura 88 Coeficiente de determinação da RNA para (a) treinamento e (b) validação da carga de ponta (9 variáveis), das estacas tipo hélice contínua

Analisando os gráficos de dispersão ambos apresentam as inclinações das retas próximas do ideal, e o ordenamento dos pontos padrões bem definidos, mesmo que alguns pontos se apresentem dispersos. Quando comparados, com os outros modelos para carga total, ambos os gráficos apresentam dados mais ordenados e próximos do ideal.

4.2.3.5 Escolha do modelo para a carga total

Ao comparar os 4 modelos desenvolvidos, como visto na Tabela 54, foi considerado como mais eficiente o com 9 variáveis, mesmo apresentado a maior quantidade de neurônios, apresentou melhores índices para o R^2 do treinamento e, erros máximos positivo e negativo, já para o R^2 da validação seu valor só ficou um pouco abaixo ao de um modelo.

Tabela 54 Resumo dos parâmetros das RNA mais eficientes de cada modelo de carga total

Modelo da carga de ponta com:	R^2 treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R^2 validação
-------------------------------	-------------------	---------------------	--------------------------	--------------------------	-----------------

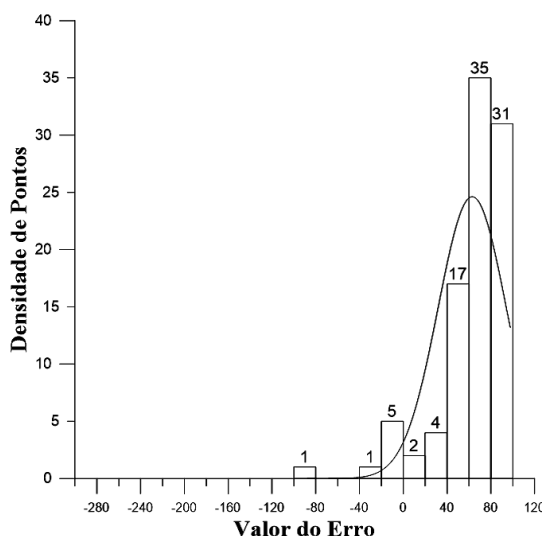
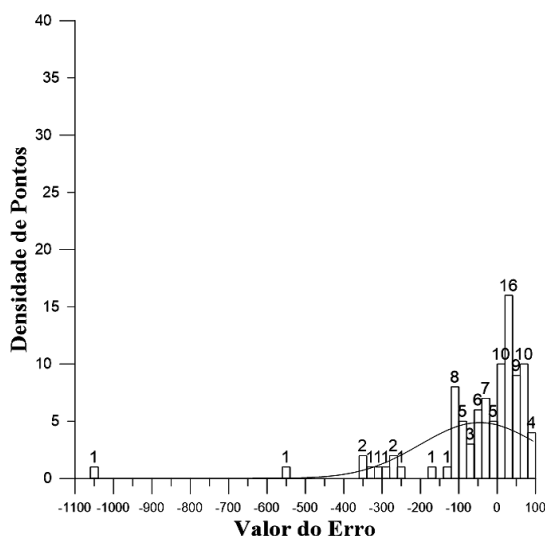
7 variáveis (perímetro)	0,893	2	36,05	-139,44	0,839
7 variáveis (área)	0,900	2	35,32	-135,45	0,517
8 variáveis	0,880	1	44,53	-85,36	0,776
9 variáveis	0,931	4	34,08	-67,34	0,823

4.2.4 Comparações com os métodos semi-empíricos

Quando comparados os resultados obtidos entre as simulações dos métodos utilizando RNA aos métodos semi-empíricos brasileiros de determinação da capacidade de carga de estaca pré-moldada de concreto armado, especificamente os de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt (1996), nota-se que as RNAs apresentam valores mais acurados e precisos. Neles os intervalos dos erros máximos e mínimos são menores e os valores dos coeficientes de determinação são maiores, além das retas de inclinação ficarem bem mais próximas do ideal, corroborando com a maior eficiência dos métodos desenvolvidos.

Nota-se que nos histogramas de erros do método de Aoki-Velloso (1975), para carga de ponta (Figura 89 a), carga por atrito lateral (Figura 89 c) e carga total (Figura 89 e), apresentam grande dispersão dos erros, com os valores máximos positivo (92,97% ; 83,49% ; 90,23%) e negativo (-1056,35% ; -281,21% ; -613,41%) elevados, além das concentrações dos dados ficarem fora do ideal (em torno do 0%).

O histograma de erros para carga de ponta (Figura 89 b), por atrito lateral (Figura 89 d) e total (Figura 89 f), calculados através do método de Décourt (1996), apresentam uma distribuição no intervalo entre os erros máximos positivo (97,70% ; 54,49% ; 85,21%) e negativo (-87,73% ; -237,20% ; -59,70%), em que os dados se distribuem de forma mais homogênea, mas com suas concentrações longe do ideal.



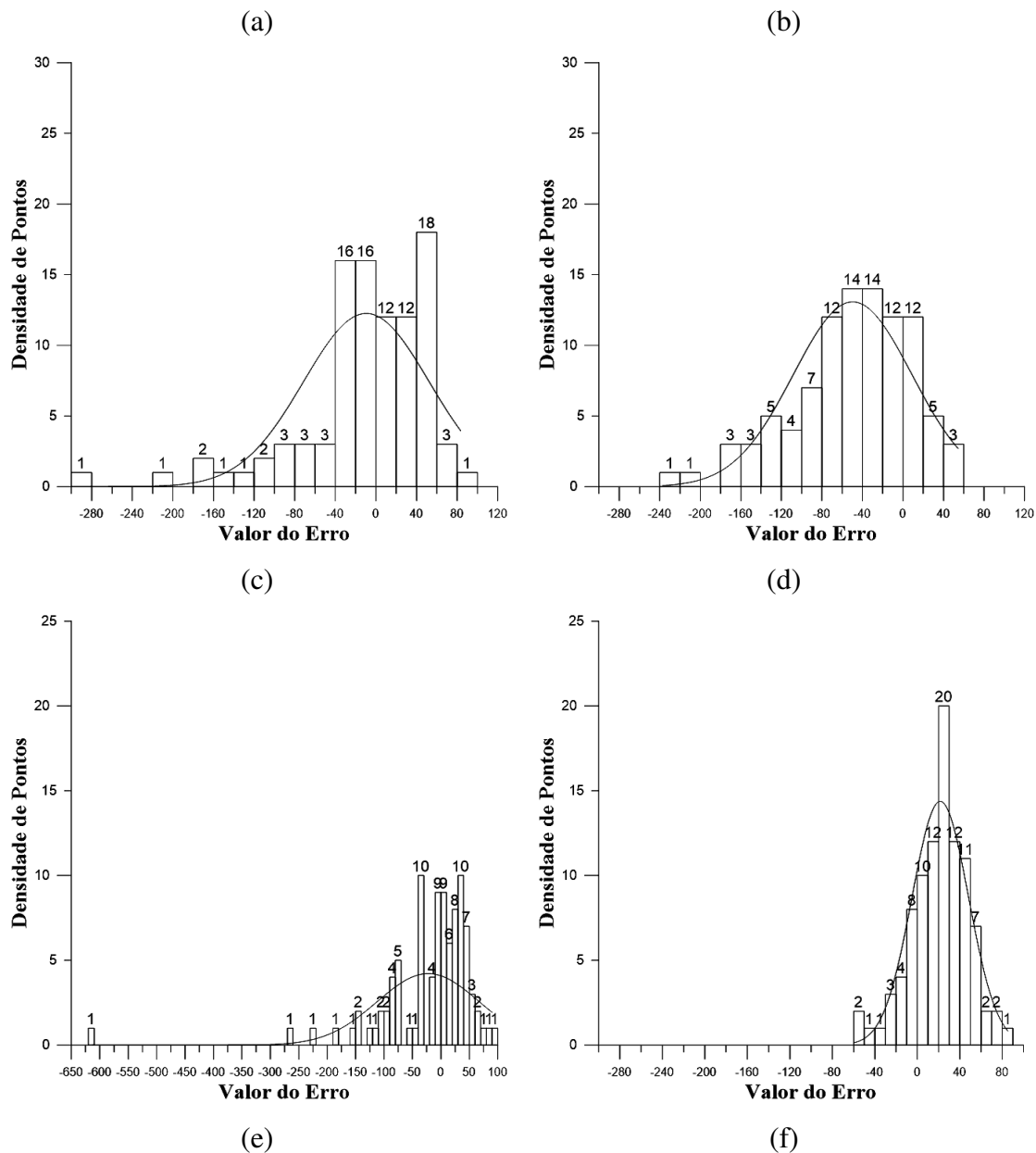
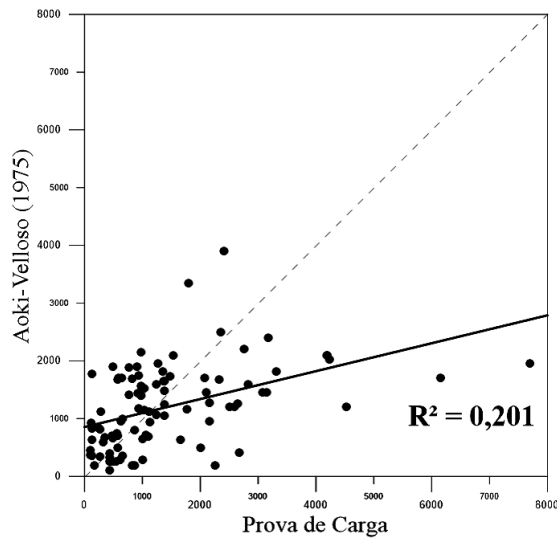


Figura 89 Histograma de erros para estaca tipo hélice contínua utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral c) e total (e), e utilizando o método de Décourt (1996) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

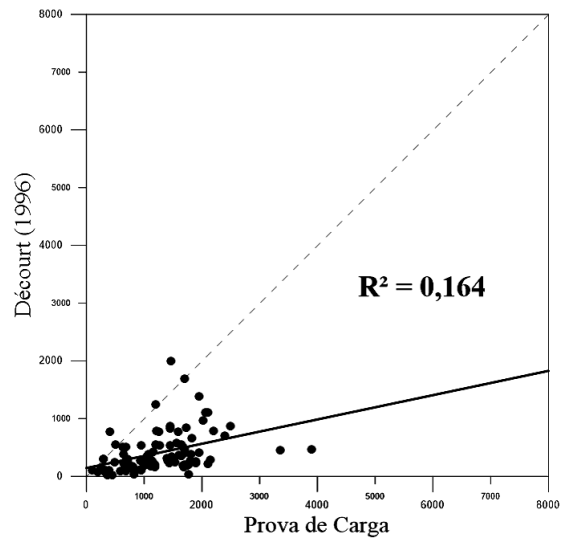
As afirmações sobre as concentrações dos erros distantes do ideal podem ser confirmadas através das análises das médias, conforme Tabela 55, em que quanto maior o valor mais distante as concentrações estão. Analisando o desvio padrão, pode-se observar que quanto maior seu valor mais dispersos estão seus dados em relação à média.

Tabela 55 Média e desvio padrão dos histogramas de erros calculados através dos métodos semi-empíricos brasileiros.

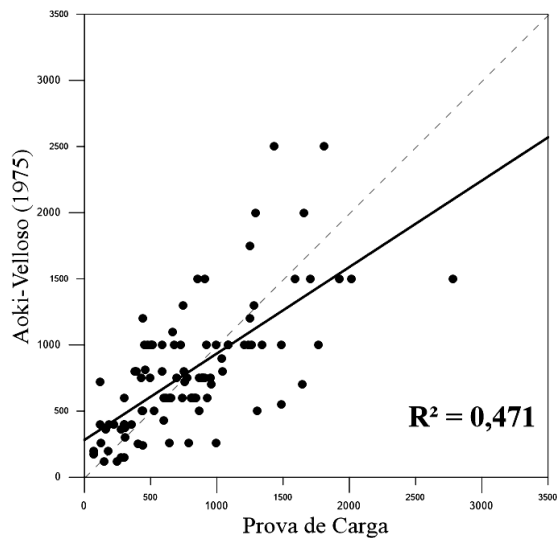
Capacidade de Carga	Aoki-Velloso (1975)		Décourt (1996)	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
Ponta	-45,77	155,23	62,95	31,10
Por atrito lateral	-9,49	61,83	-49,69	58,57
Total	-22,37	89,91	21,58	26,64



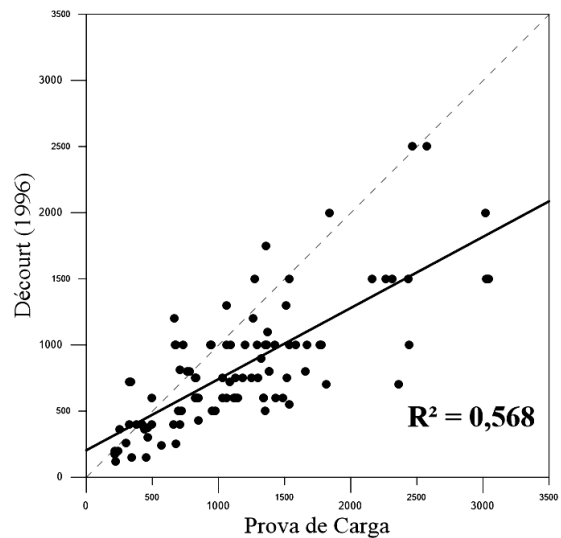
(a)



(b)



(c)



(d)

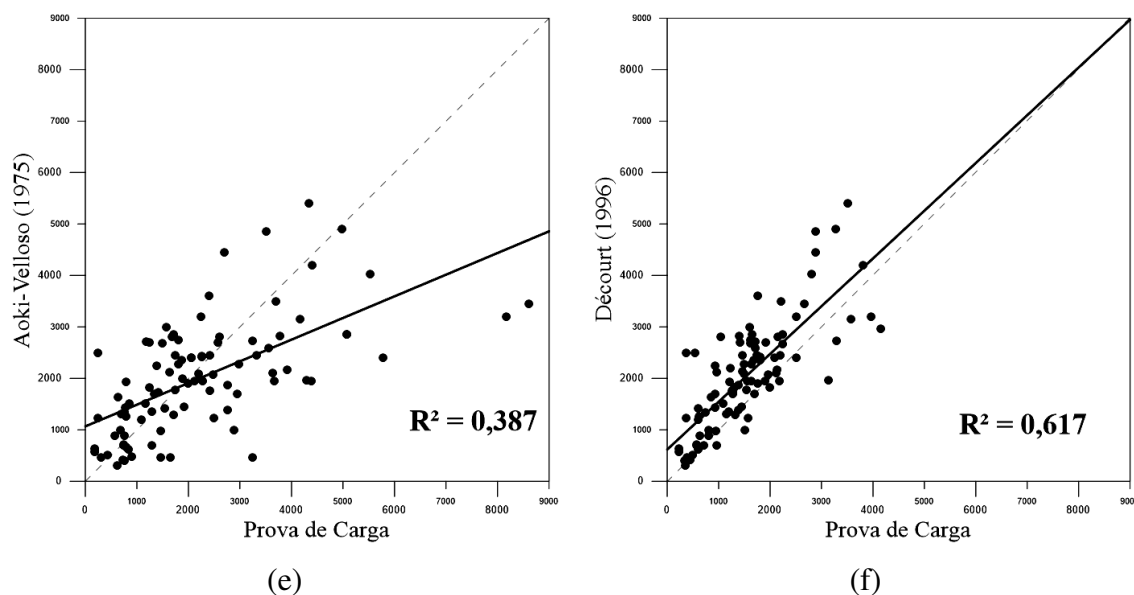


Figura 90 Coeficiente de determinação para estaca tipo hélice contínua utilizando o método de Aoki-Velloso (1975) para carga de ponta (a), por atrito lateral (c) e total (e), e utilizando o método de Décourt (1996) para carga de ponta (b), por atrito lateral (d) e total (f)

Para os gráficos de dispersão, tanto para o método de Aoki-Velloso (1975), carga de ponta (Figura 90 a), carga por atrito lateral (Figura 90 c) e carga total (Figura 90 e), quanto para o método de Décourt (1996), carga de ponta (Figura 90 b), carga por atrito lateral (Figura 90 d) e carga total (Figura 90 f), ambos apresentam valores considerados baixos dos coeficientes de determinação e as inclinações das retas estão longe de alcançar o ideal.

4.2.5 Considerações sobre as melhores RNA e equações

Após a realização das simulações para uma metodologia da carga de ponta, duas metodologias para a carga por atrito lateral e quatro metodologias para a carga total, as três RNA consideradas mais eficiente levando em conta os critérios de menor número de neurônios possível, faixa e erros máximo positivo e máximo negativo, e maiores valores de R^2 para treinamento e validação. E da obtenção dos resultados utilizando os métodos semi-empíricos brasileiros de Aoki-Velloso (1975) e de Décourt (1996).

Foi realizada uma análise comparativa e seus resultados apresentados na Tabela 56, em que foi escolhida para a carga de ponta a RNA “Ponta”, e quando comparado com os métodos semi-empíricos apresenta valores superiores em quase todos os itens, exceto no item erro máximo negativo, apenas comparativamente ao método de Décourt.

Para a carga por atrito lateral foi escolhida a RNA “Por atrito lateral com a variável comprimento”, mesmo apresentando um valor do R^2 de treinamento menor,

todos os critérios tem valores superiores. Já quando comparados com os métodos semi-empíricos, o modelo apresenta valores melhores em todos os critérios.

Já para a carga total, foi considerada como mais eficiente a RNA “Total com 9 variáveis”, apresentado valores superiores em todos os itens, em relação aos outros modelos, em contra partida apresenta 4 neurônios na camada intermediária, aumentando consideravelmente os tamanhos das equações. E quando comparado com os métodos semi-empíricos, o modelo também se mostra superior em quase todos os itens, exceto no item erro máximo negativo, comparando com o método de Décourt., mas com valores bem próximos.

Tabela 56 Valores dos R² e faixa de erros obtidos em cada método simulado utilizando RNA e os métodos semi-empíricos brasileiros, para estacas tipo hélice contínua

Comparação dos coeficientes de determinação entre os métodos semi-empíricos e as RNA											
Carga	Todas as provas de carga										
	RNA				Aoki-Velloso (1975)				Décourt (1996)		
	R ² treinamento	Número de neurônios	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ² validação	R ²	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)	R ²	Erro máximo positivo (%)	Erro máximo negativo (%)
Ponta	0,798	1	50,15	-299,71	0,608	0,201	92,97	-1056,35	0,164	97,70	-87,73
Por atrito lateral sem a variável comprimento	0,853	2	47,38	-279,97	0,663						
Por atrito lateral com a variável comprimento	0,800	2	41,05	-129,27	0,787	0,471	83,49	-281,21	0,568	54,49	-237,20
Total com 7 variáveis (perímetro)	0,893	2	36,05	-139,44	0,839						
Total com 7 variáveis (área)	0,900	2	35,32	-135,45	0,517	0,387	90,23	-613,41	0,617	85,21	-59,70
Total com 8 variáveis	0,880	1	44,53	-85,36	0,776						
Total com 9 variáveis	0,931	4	34,08	-67,34	0,823						

Para a utilização dos métodos propostos sem a utilização de programas complexos e simulações das RNAs treinadas, foram geradas equações para cada carga: de ponta (Equação 47), por atrito lateral (Equação 49) e total (Equação 52).

$$Q_P = \frac{1121584}{1049} \tanh(P_1) + \frac{497883}{568}$$

(Equação 47)

$$P_1 = \frac{554}{792231} A - \frac{22425}{19679} + \frac{1239}{198326} NPAg + \frac{2089}{602379} NPAr + \frac{7718}{893857} NPSi$$

(Equação 48)

Onde NPAr, NPAg, NPSi são os valores médios dos N_{SPT} , A a área da seção transversal da estaca (cm^2), e para a saída a variável Q_P (kN) carga de ponta.

$$Q_L = \frac{614408}{559(e^{L_1} + 1)} + \frac{726225}{1336e^{L_2}} + \frac{409921}{2471}$$

(Equação 49)

$$L_1 = -\frac{5011}{237511} P + \frac{119436}{12605} - \frac{14538}{65555} L - \frac{37966}{233587} NLA_g - \frac{3803}{49254} NLA_r - \frac{15545}{207398} NLA_i$$

(Equação 50)

$$L_2 = -\frac{4584}{89807} P + \frac{103520}{16287} - \frac{6116}{105527} L + \frac{3604}{13369} NLA_g + \frac{16085}{119169} NLA_r + \frac{14829}{339931} NLA_i$$

(Equação 51)

Onde NLA_r, NLA_g, NLA_i são os valores médios dos N_{SPT} , P o perímetro (cm) e L o comprimento efetivo (m), para a saída a variável Q_L (kN) carga lateral.

$$Q_T = -\frac{3255203}{4097} \tanh(T_1) + \frac{617359}{5701} \tanh(T_2) + \frac{331274}{765} \tanh(T_3) + \frac{1624325}{2342} \tanh(T_4) + \frac{771697}{312}$$

(Equação 52)

$$T_1 = \frac{7775}{236793} P + \frac{67780}{5881} - \frac{2005}{311328} A + \frac{9055}{112482} L + \frac{33524}{573103} NLA_g - \frac{29599}{53167} NLA_r + \frac{4119}{16622} NLA_i - \frac{7723}{136756} NPA_g + \frac{1428}{81341} NPA_r - \frac{13148}{63947} NPS_i$$

(Equação 53)

$$T_2 = \frac{5564}{67701}P - \frac{86918}{7067} - \frac{1230}{956927}A - \frac{36115}{88781}L + \frac{9838}{8903}NLA_g + \frac{17481}{127663}NLA_r$$

$$+ \frac{21072}{53047}NLS_i - \frac{3979}{4474}NPA_g + \frac{10812}{45965}NPA_r - \frac{2363}{79956}NPS_i$$

(Equação 54)

$$T_3 = \frac{9875}{77568}P - \frac{85119}{2407} + \frac{1363}{356547}A + \frac{3451}{73053}L - \frac{27905}{87588}NLA_g - \frac{899}{38955}NLA_r$$

$$- \frac{3425}{9074}NLS_i + \frac{30102}{127277}NPA_g + \frac{17746}{44589}NPA_r + \frac{35773}{52333}NPS_i$$

(Equação 55)

$$T_4 = \frac{3511}{46273}P - \frac{99787}{11824} - \frac{1725}{541132}A + \frac{5800}{27431}L + \frac{3855}{192253}NLA_g - \frac{12231}{44791}NLA_r$$

$$+ \frac{2018}{7149}NLS_i + \frac{4596}{109933}NPA_g + \frac{2144}{184857}NPA_r - \frac{9241}{51178}NPS_i$$

(Equação 56)

Onde NLA_r , NLA_g , NLS_i , NPA_r , NPA_g , NPS_i são os valores médios dos NSPTs, P o perímetro (cm) e A a área da seção transversal (cm²) e L o comprimento efetivo (m), para a saída a variável Q_T (kN) carga total.

4.2.6 Discussões sobre estaca tipo hélice contínua

Pode-se notar, a partir dos resultados obtidos, que os modelos se comportam de forma mais homogênea, quando comparada com os métodos semi-empíricos de determinação de capacidade de carga. Apresentando-se como uma ferramenta complementar a esses métodos, mesmo tendo uma dificuldade maior na execução dos seus cálculos.

Para a carga de ponta os coeficientes de determinação e erros máximos positivos apresentam resultados melhores, já para o erro máximos negativos o método utilizando RNA apresenta valor menos ajustado ao de Décourt (1996) e mais ajustado ao de Aoki-Velloso (1975). Mesmo os métodos sendo desenvolvidos inicialmente para estacas escavadas e pré-moldadas, e posteriormente ajustadas para estacas tipo hélice contínua.

Tal dificuldade do modelo de conseguir representar o fenômeno da forma mais otimizada, pode ser justificado pela própria característica executiva da estaca, após o processo de perfuração do fuste, parte do solo que se encontra na ponta do fuste, imediatamente abaixo do concreto que será lançado, é desagregado e tem suas características de compacidade e resistência alteradas, podendo assim modificar o comportamento esperado da ponta da estaca.

Analisando o histograma de erros do modelo nota-se que o valor elevado do erro máximo negativo é devido a pontos dispersos, não representam uma possível deficiência na capacidade de generalização do modelo, mas possíveis inconsistências nos resultados dos ensaios de prova de carga ou SPT. Analisando os valores dos erros negativos, de forma genérica, observa-se que sua aplicação pode influenciar no subdimensionamento dos projetos de fundações, onerando os custos, mas mantendo a segurança.

Entretanto para a carga por atrito lateral e para a carga total os métodos utilizando RNA apresentaram resultados mais eficientes, quando comparados com os métodos semi-empíricos.

As equações determinadas, a partir das RNAs mais eficientes, conseguiram se manter com tamanhos consideravelmente pequenos. Sendo duas equações para carga de ponta, três para carga por atrito lateral e cinco para carga total. Tornando seus cálculos mais complexos, mas mais eficientes, quando comparados com os métodos semi-empíricos brasileiros analisados na dissertação.

5 CONCLUSÕES

O presente trabalho utilizou redes neurais artificiais na elaboração de modelos para a determinação das capacidades de carga de ponta, por atrito lateral e total, de estacas pré-moldadas de concreto armado e tipo hélice contínua.

Os modelos propostos conseguiram prever a capacidade de carga da estaca pré-moldada de concreto armado, conforme pode ser observado nas análises realizadas nos testes de validação e das comparações com os valores obtidos a partir de métodos semi-empíricos. Destaca-se que foram produzidos 3 metodologias distintas a saber: i) baseada apenas em dados provenientes de provas de carga estática; ii) somente em dados de ensaio de carregamento dinâmico e iii) baseado em ambos os resultados de provas de carga. Foi possível observar que os modelos produzidos a partir dos dados de ensaios de carregamento dinâmico apresentaram melhores resultados.

Para a estaca hélice contínua, os modelos foram obtidos apenas a partir dos dados de prova de carga estática. Todos os modelos escolhidos foram capazes de prever a carga de ponta, por atrito lateral e total.

Baseados nos critérios definidos na metodologia desta pesquisa, foram determinadas as RNA mais eficientes de cada modelo. Assim, para as estacas pré-moldadas de concreto armado, foram escolhidas nove modelos, três para cada uma das metodologias. No caso das estacas tipo hélice contínua, foram escolhidos três modelos. Ressalta-se que esses modelos foram os que mais se destacaram na predição, por apresentarem os menores erros e maiores valores para os coeficientes de determinação.

Uma vez atestada a capacidade de predição de carga dos modelos selecionados, iniciou-se a fase de confrontação desses modelos com os métodos semi-empíricos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt-Quaresma (1978) (para as estacas pré-moldadas de concreto armado), e os métodos de Aoki-Velloso (1975) e Décourt (1996) (para estacas tipo hélice contínua), por serem largamente utilizados, no Brasil, para o dimensionamento de fundações profundas. Foram avaliados os valores dos coeficientes de determinação, histogramas de erros e valores extremos dos erros (máximos positivos e negativos). Sob todos os aspectos observados, é possível afirmar que os modelos obtidos apresentam-se como potenciais ferramentas alternativas para a determinação da capacidade de carga de ponta, por atrito lateral e total.

As equações obtidas a partir dos modelos propostos representam a expressão matemática da rede. Por intermédio dessas equações, é possível obter valores para a

capacidade de carga das estacas analisadas, sem que seja necessário a utilização da rede original ou *softwares* específicos .

Deve-se ainda elucidar o fato de que não cabe no método desenvolvido, a utilização do artifício da soma ou subtração de dois valores de cargas para a determinação do terceiro. Visto que, as análises realizadas apresentaram divergência quando comparados os valores obtidos por meio do somatório dos modelos das cargas de ponta e por atrito lateral. Assim sugere-se que sejam utilizadas todas as equações para a determinação das três capacidades de carga.

Muito ainda tem que ser feito para que essas equações possam ser aplicadas, no mundo real, como solução única. Há ainda a necessidade de mais testes e validações, para que se possa garantir a confiabilidade dos resultados preditos. Contudo, este estudo apresenta resultados promissores para o conjunto de estacas estudado.

5.1 PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

Utilizar a mesma metodologia aplicada em tipos diferentes de estacas, como a metálica, as raízes, até mesmo as escavadas como a Strauss.

Aumentar a quantidade de camadas intermediárias, podendo obter dados mais eficientes, mas em contrapartida, poderá tornar as equações tão robustas que necessitem da utilização de planilhas eletrônicas.

Detalhar ainda mais os tipos de solo, aumentando as variáveis de entrada (areia, argila e silte) de três para quinze (areia ,areia siltosa, areia argilosa, areia silto-argilosa, areia argilo-siltosa, argila, argila siltosa, argila arenosa, argila areno-siltosa, argila silto-arenosa, silte, silte argiloso, silte arenoso, silte areno-argiloso, silte argilo-arenoso). Podendo melhorar os resultados, mas penalizando a esbeltez das equações como no item anterior.

Utilizar outros métodos de cálculo, que sejam consolidados na comunidade geotécnica por apresentar resultados mais acurados para as estacas tipo hélice contínua, como forma comparativa ao modelo de RNA.

Utilizar as equações apresentadas nesse trabalho para a determinação das capacidades de carga de uma estaca, que possa ser executado em um campo de testes, e sua prova de carga posteriormente realizada, assim comparando os resultados estimados e ensaiados.

Aumentar o banco de dados para a realização de novas simulações, se possível separar os modelos em regiões no Brasil.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALONSO, U. R. (1980). **Correlações entre resultados de ensaios de penetração estática e dinâmica para a Cidade de São Paulo.** *Solos e Rochas*, v. 3, n. 3, p.19-25, 1980.

ALONSO, U. R. **Contribuição para a formação de um banco de dados de provas de carga estáticas em estacas hélice contínua.**In: IV SEMINÁRIO DE ENGENHARIA DE FUNDAÇÕES ESPECIAIS - SEFE, São Paulo, Anais...São Paulo: ABMS/ABEF, V2, p. 430-450, 2000.

ALSAMMAN, O.M. (1995). **The use of CPT for calculating axial capacity of drilled shafts.** Ph.D. thesis, University of Illinois- Champaign, Urbana, Ill.

AMÂNCIO L.B., DANTAS NETO, S.A., MIRANDA DOS ANJOS, G.J. (2014). **Modelo de Previsão de Recalques em Estacas Hélice Contínua Utilizando Redes Neurais Artificiais.***XVII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica*, 2014, Goiânia. COBRAMSEG 2014 - XVII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 2014.

AMÂNCIO, L. B. (2013)**Previsão de recalques em fundações profundas utilizando redes neurais artificiais do tipo perceptron.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2013, 90p.

AOKI, N. (1985) **Prática de fundações em estacas pré-moldadas em terra.** Palestra proferida no curso “Pile Foundations for Offshore Structures”. Rio de Janeiro, COPPE-UFRJ.

AOKI, N. (1989).**A new dynamic load test concept.**In: *XII INTERNATIONAL CONFERENCE ON SOIL MECHANICS AND FOUNDATION ENGINEERING*. TC Pile Driving. Rio de Janeiro. Pgs for the Discussion Section 14, v.1, p1-4.

AOKI, N. (1991).**Carga Admissível de Estacas Através de Ensaio Dinâmico.**In: *II SEMINÁRIO DE ENGENHARIA DE FUNDAÇÕES ESPECIAIS*, São Paulo. Anais, v.2, p.269-292.

AOKI, N. (1997).**Determinação da Capacidade de Carga Última de Estaca Cravada em Ensaio de Carregamento Dinâmico de Energia Crescente.**São Carlos. 111 p. Tese de Doutorado. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

AOKI, N.; CINTRA, J.C.A. (2000)**Carga admissível e carga característica de fundações por estacas,***Solos e Rochas*, **23**, São Paulo, 137-142.

AOKI, N.; VELLOSO, D.A. (1975) **An approximate method to estimate the bearing capacity os piles,***Panamerican conference on soil mechanics and foundation engineering*, **5**, Buenos Aires, 367-376.

ARAÚJO, C.B.C, DANTAS NETO, S.A., ANJOS, G. J. M.(2016). **Estimativa de Recalque em Estacas Utilizando Redes Neurais Artificiais.**In: *XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica*, 2016, Belo Horizonte. XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 2016.

ARDALAN, H., ESLAMI, A., NARIMAN-ZADEH, N. (2009). **Piles shaft capacity from CPT and CPTu data by polynomial neural networks and genetic algorithms**, *Computers and Geotechnics* **36**, 616–625.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE ENGENHARIA DE FUNDAÇÕES E GEOTECNIA – ABEF. **Manual de carregamento dinâmico**. E01, Revisão 4.3, 2001-10. 2001. 22p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 12069: Solo – Ensaio de penetração de cone *in situ* (CPT)**. Rio de Janeiro, 1991.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 12131: Estacas - Prova de carga estática - Método de ensaio**. Rio de Janeiro, 2006.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 13208: Estacas - Ensaio de carregamento dinâmico**. Rio de Janeiro, 2007.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6122: Projeto e execução de fundações**. Rio de Janeiro, 2010.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6457: Amostra de Solo – Preparação para ensaios de compactação e ensaios de caracterização**. Rio de Janeiro, 2016.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6458: Grãos de pedregulho retidos na peneira de abertura 4,8 mm - Determinação da massa específica, da massa específica aparente e da absorção de água**. Rio de Janeiro, 2017.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6459: Solo – Determinação do limite de liquidez**. Rio de Janeiro, 2016.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6484: Solo – Sondagem de simples reconhecimento com SPT – Método de ensaio**. Rio de Janeiro, 2001.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 7180: Solo – Determinação do limite de plasticidade**. Rio de Janeiro, 2016.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 7181: Solo – Análise Granulométrica**. Rio de Janeiro, 2018.

BAZIAR, M.H., KASHKOOL, A., SAEEDI-AZIZKANDI, A. (2012). **Prediction of pile shaft resistance using cone penetration tests (CPTs)**, *Computers and Geotechnics*, **43**, 101-110.

BEREZANTSEV, V. G. KHISTTOFOROV, V.S.; GOLUBKOV, V. N. **Load bearing capacity and deformation of pile foundations**. In: *5º CONGRÈS INTERNATIONAL DE MÉCANIQUE DES SOLS ET DES TRAVAUX DE FOUNDATION*, Paris. Anais. Paris, 1961.

BUSTAMANTE M, GIANESELLI L. **Pile bearing capacity prediction by means of static penetrometer CPT**. In: Proceedings of the second European symposium on penetration testing ESOPT-2, May 24–27, Amsterdam, vol. 2. A.A. Balkema; 1982. p. 493–500.

CAVALCANTE, Erinaldo H. **Fundações Profundas**. Notas de aula. Pontifícia Universidade Católica de Campinas - PUC. Departamento de Engenharia Civil, Área de Geotecnia e Fundações. Aracaju, 2005.

CHAN, C.L., LOW, B.K. (2012). **Probabilistic analysis of laterally loaded piles using response surface and neural network approaches**, *Computers and Geotechnics***43**, 101–110.

CHOK, Y.H., JAKSA, M.B., KAGGWA, W.S., GRIFFITHS, D.V., FENTON, G.A. (2016). **Neural network prediction of the reliability of heterogeneous cohesive slopes**, Wiley Online Library (wileyonlinelibrary.com). DOI: 10.1002/nag.2496.

CINTRA, J. C. A.; AOKI, N. (1999) **Carga admissível em fundações profundas**. USP/SC, Projeto Reenge, São Carlos, SP, 61p.

CINTRA, José Carlos A. *et al.* **Fundações: ensaios estáticos e dinâmicos** – São Paulo : Editora Oficina de Textos, 2013.

CINTRA, José Carlos A., AOKI, Nelson **Fundações por estacas: projeto geotecnico** – São Paulo: Editora Oficina de Textos, 2010.

CONSTANCIO, Douglas. **Fundações Profundas - Estacas**. Notas de aula. Pontifícia Universidade Católica de Campinas - PUC. Americana, 2004.

DANTAS NETO, S.A., INDRARATNA, B., OLIVEIRA, D.A.F. ; DE ASSIS, A. P.(2017). **Modelling the Shear Behaviour of Clean Rock Discontinuities Using Artificial Neural Networks**. *Rock Mechanics And Rock Engineering*, v. **50**, p. 1817-1831, 2017.

DANTAS NETO, S.A., SILVA, A.V.E., SOUZA FILHO, F.A.(2016) . **Avaliação da Influência do Nível de Incerteza Existente nos Parâmetros Geotécnicos no Risco de Falha em Barragens de Terra Utilizando Operações com Números Fuzzy**. In: XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 2016, Belo Horizonte. XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica, 2016.

DANTAS NETO, S.A.; SILVEIRA, M.V.; AMÂNCIO, L.B.; ANJOS, G.M. (2014). **Pile Settlement Modeling with Multilayer Perceptrons**. *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, v. 19, pp. 4517-4528.

DAS, S.K., BASUDHAR, P.K. (2006). **Undrained lateral load capacity of piles in clay using artificial neural network**, *Computers and Geotechnics*, **33**, 454–459.

DAZINGER, B.R., VELLOSO, D.A. (1986). **Correlações entre SPT e os resultados dos ensaios de penetração contínua**. In: *CONGRESSO BRASILEIRO DE MECÂNICA DOS SOLOS E ENGENHARIA DE FUNDAÇÕES*, 8, 1986, Porto Alegre. Anais... Porto Alegre, 1986. v. 6. P. 103-113.

DE RUITER, J., AND BERINGEN, F. L. (1979). **“Pile foundations for large North Sea structures.”** *Mar. Geotech.*, 3_3_, 267–314.

DÉCOURT, L. **Previsão dos deslocamentos horizontais de estacas carregadas transversalmente com base em ensaios penetrométricos.** In: SEMINÁRIO DE ENGENHARIA DE FUNDAÇÕES ESPECIAIS E GEOTECNIA, 2., São Paulo, 1991. *Anais*. São Paulo: ABMS/ABEF, 1991. v.2, p.340-362.

DÉCOURT, L.; ALBIERO, J.H. & CINTRA, J.C.A.. **Análise e Projetos de Fundações profundas: estacas.** In: HACHICH *et al.* (eds.). *Fundações: teoria e prática*. Soa Paulo: Pini, 1996. p. 265-301.

DÉCOURT, L.; QUARESMA, A. R.. Capacidade de carga de estacas a partir de valores de SPT, **6º Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia de Fundações**, Rio de Janeiro, 1978.

DERUITER J, BERINGEN FL. **Pile foundation for large North Sea structures.** *Mar Geotechnol* 1979;3(3):267–314.

DIAS, K.O., CAVALCANTE, E.H., BARBOSA, V.C.S., NETO, O.F., JÚNIOR, C.R.C., JÚNIOR, F.A.P.(2014). **Previsão de Capacidade de Carga de Uma Fundação dm Estaca Hélice Contínua Apoiada Sobre Solo Mole: Um Estudo de Caso**, XVII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica - COBRAMSEG 2016, Goiânia, Goiás, Brasil, 8p.

DYMINSKI, A.S. (2000). **Análise de problemas geotécnicos através de redes neurais artificiais.** Tese (Doutorado). PUC-Rio, 196p.

ERZIN, Y., CETIN, T. 2013. **The prediction of the critical factor of safety of homogeneous finite slopes using neural networks and multiple regressions**, *Computers & Geosciences*, 51, 305–313

ERZIN, Y., CETIN, T. 2013. **The prediction of the critical factor of safety of homogeneous finite slopes using neural networks and multiple regressions**, *Computers & Geosciences*, 51, 305–313

ESLAMI, A. (1996). **Bearing capacity of piles from cone penetration test data.** Ph.D. thesis, University of Ottawa, Ottawa, Ont.

FERENTINOU, M.D., SAKELLARIOU, M.G. (2007). **Computational intelligence tools for the prediction of slope performance**, *Computers and Geotechnics*, 34(5), 362-384.

FIGUEIREDO, L.C., CUNHA, R.P., CONCIANI, W., MARCHEZINI, S.F., BEZERRA, N.M.M. (2016). **Análise Comparativa do Método de Previsão de Capacidade de Carga para Estacas de Lobo (2005) com os Métodos Semi-empíricos para Solo do Plano Piloto de Brasília**, XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica - COBRAMSEG 2016, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, 8p.

FIORIN, D.V.; MARTINS, F.R.; SCHUCH, N.J.; PEREIRA, E.B. **Aplicações de Redes Neurais e Previsões de Disponibilidade de Recursos Energéticos Solares.** *Revista Brasileira de Ensino de Física*, v. 33, n. 1, p.1309, 2011.

Fundações: teoria e prática, Hachich, W.; Falconi, F.; Saes, J.L.; Frota, R.G.Q.; Carvalho, C.S. & Niyama, S. (eds), Pini, São Paulo, 1996.

GOH, A.T.C., GOH, S.H. (2007). **Support vector machines: Their use in geotechnical engineering as illustrated using seismic liquefaction data**, *Computers and Geotechnics*, **34**(5), 410-421.

GOKCEOGLU, C., YESILNACAR, E., SONMEZ, H., KAYABASI, A. (2004). **A neuro-fuzzy model for modulus of deformation of jointed rock masses**, *Computers and Geotechnics*, **31**, 375-383.

GUIA DA CONSTRUÇÃO – CONSTRUÇÃO MERCADO, São Paulo, Editora PINI, nº 58, 2006.

HACHICH, W *et al.* **Fundações teoria e prática** – São Paulo: Editora Pini, 1998.

HAYKIN S. **neural networks – A Comprehensive Foundation**, Macmilian College Publishing Inc., 1994.

HAYKIN, S. (2001). **Redes Neurais: Princípios e prática**. Porto Alegre: Ed Bookman.

HECHT-NIELSEN, R. (1987). **Kolmogorov's mapping neural network existence theorem**. In: Proceedings of the International Conference on Neural Networks. [S.l.: s.n.]. v. 3, p. 11-14.

HUNG, C.-C., NI, S.-H. (2007). **Using multiple neural networks to estimate the screening effect of surface waves by in-filled trenches**, *Computers and Geotechnics*, **34**(5), 397-409.

JAKSA, M.B.; MAIER H. (2008). **Future Challenges for Artificial Neural Network Modelling in Geotechnical Engineering**. *International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG)*. Goa, India, p.1710-1719.

KIM, Y.-S., KIM, B.-T. (2007). **Prediction of relative crest settlement of concrete-faced rockfill dams analyzed using an artificial neural network model**, *Computers and Geotechnics*, **34**(6), 423-434.

KOLMOGOROV, A. N.(1957). **On the representation of continuous functions of several variables by superposition of continuous functions of the one variable and addition**. Dokl. Akad. Nauk SSSR **114**, 953-956.

KUNG, G.T.C., HSIAO, E.C.L., SCHUSTER, M., JUANG, C.H. (2007). **A neural network approach to estimating deflection of diaphragm walls caused by excavation in clays**, *Computers and Geotechnics*, **34**(5), 385-396.

LEVENBERG, K. A (1944). Method for the solution of certain problems in least squares. *Quart. Ap. Math.* 2, 1944, pp. 164–168.

LÔBO, B.R.H., ZULUAGA, R.A.G., MARTÍNEZ, H.E. **Utilização de redes neurais artificiais para estimar a permeabilidade do solo**, In: VI Simpósio Brasileiro de Aplicações de Informática em Geotecnia, 2011.

Lobo, B. O (2005). **Método de Previsão da Capacidade de Carga de Estacas: Aplicação dos conceitos de energia do ensaio de SPT**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 121p.

LU, Y. 2005. **Underground blast induced ground shock and its modelling using artificial neural network**, *Computers and Geotechnics*, **32**, 164-178.

MAGALHÃES, P.H.L. (2005). **Avaliação dos Métodos de Capacidade de Carga e Recalque de Estacas Hélice Contínua via Provas de Carga**. Dissertação de Mestrado. Universidade de Brasília, Brasília, DF, 243p.

MAHDEVARI, S., TORABI, S.R. 2012. **Prediction of tunnel convergence using Artificial Neural Networks**, *Tunnelling and Underground Space Technology*, **28**, 218–228.

MAHINROOSTA, R., ALIZADEH, A., GATMIRI, B. 2015. **Simulation of collapse settlement of first filling in a high rockfill dam**, *Engineering Geology*, **187**, 32–44.

MARQUARDT, D. **An algorithm for least squares estimation of nonlinear parameters**. *J. Soc. Indust. Ap. Math.* **11**, 1963, pp. 431–441.

MASSAD, F., ALBUQUERQUE, P.J.R., CARVALHO, D. (2005). **Bored, Continuous Flight Auger and Omega Instrumented Piles: Behavior Under Compression**. *18th International Conference on Soil Mechanics and Geotechnical Engineering*, Osaka, Japão, 4: 2075-2078.

MATOS, L.F.S., RÖHDEN, A.B., OLIVEIRA, J.M.(2016). **Estudo Comparativo de Métodos de Previsão da Capacidade de Carga de Estacas Tipo HCM – Hélice Contínua Monitorada**, XVIII Congresso Brasileiro de Mecânica dos Solos e Engenharia Geotécnica - COBRAMSEG 2016, Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil, 8p.

MELO, Barbara Nardi. (2009). **Análise de provas de carga à compressão à luz do conceito de rigidez**. Dissertação de mestrado apresentada a Universidade Estadual de Campinas. Campinas. 219p.

MEYERHOFF, G. G. **Bearing capacity and settlements of pile foundations**. *Proc. American Society of Civil Engineering Div., ASCE*, vol 102, n° GT 3, 1976.

MEYERHOFF, G. G. **The ultimate bearing capacity of foundations**. *Geotechnique*, vol 2, 1951.

MILITITSKY, J. **Provas de carga estáticas**. In: Seminário de engenharia de fundações especiais e geotecnia, II SEFE, 1991, São Paulo. Anais. São Paulo: ABEF e ABMS, 1991, v.2, p. 203-228.

NEJAD, F.P., JAKSA, M.B. 2017. **Load-settlement behavior modeling of single piles using artificial neural network and CPT data**, *Computers and Geotechnics*, **89**, 9–21.

NEJAD, F.P., JAKSA, M.B., KAKHI, M., MCCABE, B.A. (2009). **Prediction of pile settlement using artificial neural networks based on standard penetration test data**, *Computers and Geotechnics*, **36**, pp. 1125–1133.

NETO, L.B., SIEIRA A.C.C.F., DANZIGER B.R., SILVA J.G.S. (2006). **Neuro-cpt: classificação de solos usando-seredes neurais artificiais**, *Engevista*, v. 8, n. 1, p. 37-48.

Neves, L. F. S. (2004) **Metodologia para a determinação da eficiência do ensaio SPT através de prova de carga estática sobre o amostrador padrão**. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo.

NIYAMA, S.; et al. **Verificação de desempenho**. In: HACHICH, W. et al. **Fundações Teoria e Prática**. São Paulo: Editora Pini, 1998, 2ª ed, p. 723-751.

Nottingham LC. **Use of quasi-static friction cone electrometer data to estimate capacity of displacement piles**. PhD thesis, Department of Civil Engineering, University of Florida, Gainesville, 1975.

PALA, M. **A new formulation for distortional buckling stress in cold-formed steel members**. *Journal of Constructional Steel Research*. University of Gaziantep, Turquia, 2005.

REZANIA, M., JAVADI, A.A. (2007). **A new genetic programming model for predicting the settlement of shallow foundations**, *Canadian Geotechnical Journal* , 44(12):1462-1473.

RIZZO, D.M., LILLYS, T.P., DOUGHERTY, D.E. (1996). **Comparisons of site characterization methods using mixed data**. *Geotechnical Special Publication*, ASCE, 58(1), 157-179.

SANTOS JR, O.J. (2006) **Análise de dados de instrumentação de túneis do metrô de São Paulo: Uma abordagem por Redes Neurais**, Dissertação (Mestrado), Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 160 p.

SCHNAID, F. **Ensaio de Campo e suas aplicações na engenharia de fundações**. São Paulo: Oficina de Textos, 2000. 189 p.

SHAHIN M.A., JAKSA M.B., MAIER H.R. (2008). State of the art of artificial neural networks in geotechnical engineering. *Electron J Geotech Eng* 2008. <http://www.ejge.com/Bouquet08/Shahin/Shahin_ppr.pdf>.

SHAHIN, M.A. 2010. **Intelligent computing for modeling axial capacity os pile foundations**, *Canadian Geotechnical Journal*, 47, 230-243.

SHAHIN, M.A., JAKSA, M.B. (2005). **Neural network prediction of pullout capacity of marquee ground anchors**, *Computers and Geotechnics*, 32(3), 153-163.

SHANG, J.Q., DING, W., ROWE, R.K., JOSIC, L. (2004). **Detecting heavy metal contamination in soil using complex permittivity and artificial neural networks**, *Canadian Geotechnical Journal*, 41, 1054-1067.

SILVA, L.N.C. (1998). **Análise e síntese de estratégias de aprendizado para redes neurais artificiais**, Dissertação (Mestrado), Faculdade de Engenharia Eletrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, 248p.

SILVEIRA, M.V. (2014) **Modelo neuronal para previsão de recalques em estacas hélice contínua, metálica e escavada**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2014, 106p.

SOARES, J.R., WEBER, D.M., MONTEIRO, A.B., WOLENSKI, A.R.V., SANTOS, R.A. **Estimativa da capacidade de carga de estacas escavadas de concreto a partir de métodos semi-empíricos e de ensaios de prova de carga estática**. 56º CONGRESSO BRASILEIRO DO CONCRETO, Rio Grande do Norte, 2014.

TAVARES, C.A.A. (2009). **Elaboração e aplicação de uma metodologia de controle de qualidade para o processo executivo de estacas hélice contínua monitoradas**. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Tecnologia. Universidade de Brasília, Brasília, DF, 117 p.

TERZAGUI, K. **Theoretical soil mechanics**. New York, 1943.

VELLOSO, D.A., LOPES, F.R. **Fundações**. Rio de Janeiro: Coppe – UFRJ, 2002, v.2.

VELLOSO, D.A.; LOPES, F.R. **Fundações: critérios de projeto, investigação do subsolo, fundações superficiais, fundações profundas** – São Paulo: Editora Oficina de Textos, 2013.

VÉSIC, A. S. **Expansion of cavities in infinite soil mass**. *Journal of the Soil Mechanics and Foundations Division, ASCE*, Vol 98, nº SM 3, 1972.

YOO, C., KIM, J.-M. (2007). **Tunneling performance prediction using an integrated GIS and neural network**, *Computers and Geotechnics*, **34**, 19-30.

ANEXO I

Tabela 57 Características geométricas e capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, utilizadas nos modelos com todas as provas de carga.

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
1	26	18,9	-	-	1115	400	715	Treinar	Cubatão, SP
2	26	21,12	-	-	1005	300	705	Treinar	Cubatão, SP
3	26	10,5	-	-	950	400	550	Treinar	Sumaré, SP
4	26	11,2	-	-	850	300	550	Treinar	Sumaré, SP
5	26	9,25	-	-	1000	400	600	Treinar	Jaguará, SP
6	26	3,3	-	-	1040	400	640	Treinar	Via Anhanguera, SP
7	33	21,1	-	-	1830	800	1030	Treinar	Cubatão, SP
8	33	39,9	-	-	1115	400	715	Treinar	Santos,SP
9	33	9,9	-	-	900	440	460	Treinar	Via Anhanguera, SP
10	33	11,5	-	-	1080	500	580	Validar	São Bernardo do Campo, SP
11	33	23	-	-	1250	400	850	Validar	Santa Cruz, RJ
12	42	21,35	-	-	2030	500	1530	Treinar	São Sebastião, SP
13	42	12	-	-	2200	450	1750	Treinar	Volta Redonda, RJ
14	42	9,7	-	-	1880	800	1080	Treinar	São Caetano do Sul, SP
15	42	21,1	-	-	5300	2000	3300	Treinar	Duque de caxias, RJ
16	42	14,97	-	-	1780	800	980	Treinar	Sumaré, SP
17	42	23,15	-	-	1820	500	1320	Treinar	Santa Cruz, RJ
18	50	23	-	-	3100	900	2200	Treinar	Caju, RJ
19	50	21,8	-	-	2700	1100	1600	Validar	São José dos Campos, SP
20	50	18	-	-	2430	500	1930	Treinar	Angra dos Reis, RJ
21	50	15,4	-	-	2610	600	2010	Treinar	Angra dos Reis, RJ
22	50	13,1	-	-	2790	500	2290	Treinar	Angra dos Reis, RJ
23	50	15,8	-	-	2350	1000	1350	Validar	Duque de caxias, RJ
24	50	26,5	-	-	2520	550	1970	Validar	Santos,SP
25	50	34	-	-	2600	1000	1600	Validar	Santos,SP
26	50	34	-	-	2620	800	1820	Treinar	Santos,SP
27	50	14	-	-	2850	750	2100	Treinar	Ipatinga, MG
28	50	29,5	-	-	4030	800	3230	Treinar	Santa Cruz, RJ
29	50	27,4	-	-	2940	750	2190	Treinar	Santa Cruz, RJ

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
30	50	26,4	-	-	5950	1500	4450	Treinar	Santa Cruz, RJ
31	50	26,4	-	-	2760	600	2160	Treinar	Barueri, SP
32	50	19,9	-	-	3140	500	2640	Treinar	Barueri, SP
33	50	16,5	-	-	2900	870	2030	Validar	Barueri, SP
34	50	20,2	-	-	2650	500	2150	Treinar	Barueri, SP
35	50	9,4	-	-	280	600	2210	Treinar	Barueri, SP
36	50	18,7	-	-	3600	600	3000	Validar	Barueri, SP
37	50	28,4	-	-	2750	1000	1750	Treinar	São Caetano do Sul, SP
38	50	11,7	-	-	3050	650	2400	Treinar	Barcarena, PA
39	50	17,75	-	-	2320	1100	1220	Treinar	Barcarena, PA
40	50	12,95	-	-	5000	600	4400	Treinar	Betim, MG
41	60	18,2	-	-	2850	1000	2850	Validar	São José dos Campos, SP
42	60	9,3	-	-	5000	1000	4000	Treinar	Duque de caxias, RJ
43	60	21,4	-	-	3950	1000	2950	Treinar	Duque de caxias, RJ
44	60	29,8	-	-	4900	1200	3700	Treinar	Duque de caxias, RJ
45	60	27,1	-	-	3170	800	2370	Validar	Santa Cruz, RJ
46	60	28,7	-	-	3850	1500	2350	Treinar	Av. dos Automobilistas, SP
47	60	29	-	-	3230	1200	2030	Treinar	Av. dos Automobilistas, SP
48	60	35,5	-	-	4300	900	3400	Treinar	Santa Cruz, RJ
49	60	24	2550	16,5	2740	1000	1740	Treinar	-
50	70	30,1	400	4,57	575	250	325	Treinar	São Paulo, SP
51	20	9	700	8	770	350	420	Treinar	São Paulo, SP
52	23	10,3	800	6,22	1010	350	660	Treinar	São Paulo, SP
53	26	9,6	120	15,7	1200	300	900	Treinar	São Paulo, SP
54	33	9,6	1400	7,86	1940	600	1340	Treinar	São Paulo, SP
55	17	10	144,5	24,77	125	75	50	Treinar	Bauru, SP
56	17	14	234	31,04	205	120	85	Treinar	Barueri, SP
57	26	5	301,7	4,82	325	140	185	Treinar	Recife, PE
58	18	5,7	3015	3,36	335	150	185	Treinar	Joinville, SC
59	26	18,1	588	6,45	840	260	580	Treinar	Joinville, SC
60	23	13,7	242,7	6,28	265	150	115	Treinar	Joinville, SC
61	22,6	14	227,1	3,54	285	200	85	Validar	Joinville, SC
62	30	23,3	1800	7,85	2720	1200	1520	Treinar	Joinville, SC
63	20,3	20	315	5,7	540	280	260	Treinar	Joinville, SC
64	18	12,3	436	2,94	675	300	375	Treinar	Joinville, SC
65	18	8,6	770	26,2	650	250	400	Treinar	São José, SC
66	22,6	8,2	800	6,82	1200	400	800	Treinar	São José, SC

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/ 2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
67	26	8,4	1000	15,45	950	400	550	Treinar	São José, SC
68	20	8,8	631	28,85	590	200	390	Treinar	São José, SC
69	18	12	440	5,91	570	260	310	Treinar	Joinville, SC
70	18	12	400	5,05	490	200	290	Treinar	Joinville, SC
71	15	10	232	2,37	290	150	140	Treinar	Mamoré, PR
72	23	12	400	9,69	407	200	207	Treinar	Mamoré, PR
73	40	11,1	720	6,86	820	300	520	Treinar	Curitiba, PR
74	30	12	510	2,26	560	350	210	Treinar	Curitiba, PR
75	30	12	450	6,45	780	300	480	Treinar	Joinville, SC
76	50	27	600	27,04	600	250	350	Treinar	Santos,SP
77	50	39,8	1900	15,5	2280	750	1530	Treinar	Santos,SP
78	23	10,2	1800	11,17	2070	1000	1070	Validar	Santos,SP
79	18	10	300	1,95	320	120	200	Treinar	Curitiba, PR
80	15	8,75	300	3,99	305	120	185	Treinar	Curitiba, PR
81	20	11,5	540	5,4	600	300	300	Treinar	Curitiba, PR
82	25	13,5	273	22,58	272	150	122	Validar	Curitiba, PR
83	20	11,5	540	3,92	800	360	440	Treinar	Curitiba, PR
84	15	3,5	390	6,42	650	200	450	Treinar	Curitiba, PR
85	25	10	450	5,12	500	250	250	Treinar	Curitiba, PR
86	15	4,4	365	39,66	360	150	210	Treinar	Curitiba, PR
87	15	3,4	55	19,92	55	30	25	Treinar	Curitiba, PR
88	20	12	54	19,74	53	25	28	Treinar	Curitiba, PR
89	25	14	300	28,46	284	100	184	Validar	Curitiba, PR
90	30	7,7	450	4,5	530	250	280	Validar	Curitiba, PR
91	40	10,3	600	1,97	770	500	270	Treinar	Curitiba, PR
92	40	12	1150	29,89	1150	320	830	Treinar	Curitiba, PR
93	30	14	1200	5,58	1370	320	1050	Treinar	Curitiba, PR
94	30	16	600	4,82	835	300	535	Treinar	Curitiba, PR
95	25	14	600	3,57	760	320	440	Treinar	Curitiba, PR
96	25	12,4	450	5,59	535	240	295	Validar	Curitiba, PR
97	20	13	450	12,61	445	240	205	Treinar	Curitiba, PR
98	25	15	300	1,67	390	200	190	Validar	Curitiba, PR
99	20	13	450	3,28	560	300	260	Treinar	Curitiba, PR
100	20	9	300	2,58	400	250	150	Treinar	Curitiba, PR
101	18	12,2	300	2,08	350	200	150	Treinar	Curitiba, PR
102	40	13	300	4,15	340	150	190	Treinar	Curitiba, PR
103	28	12,2	300	2,97	340	200	140	Treinar	Curitiba, PR
104	40	11	580	20	575	320	255	Treinar	Curitiba, PR
105	20	12,1	900	4,89	1240	800	440	Treinar	Curitiba, PR
106	28	12	600	4,01	710	400	310	Treinar	Curitiba, PR
107	40	12	900	4,45	960	600	360	Validar	Curitiba, PR
108	28	12	900	6,12	990	400	590	Treinar	Curitiba, PR
109	40	12,3	450	10,56	495	200	295	Treinar	Curitiba, PR

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
110	33	12	300	5,52	350	250	100	Treinar	Curitiba, PR
111	25	14,4	450	8,78	485	240	245	Validar	Curitiba, PR
112	25	12,9	600	3,42	780	400	380	Treinar	Guarulhos, SP
113	20	12,9	600	2,96	1020	400	620	Treinar	Guarulhos, SP
114	30	7	600	7,75	705	300	405	Treinar	Guarulhos, SP
115	30	8,3	500	7,27	680	300	380	Treinar	Campo Largo, PR
116	30	6,8	600	7,62	815	300	515	Validar	Campo Largo, PR
117	25	15,35	600	6,59	710	300	410	Treinar	Campo Largo, PR
118	25	14	1500	6,12	525	300	225	Validar	Araucária, PR
119	42	23,65	2100	13,25	1800	600	1200	Treinar	Duque de Caxias, RJ
120	30	14	600	28,6	600	480	120	Treinar	São Paulo, SP
121	28	14,86	320	3,7	750	320	430	Treinar	São Bernardo do Campo, SP
122	28	14,68	360	3,15	720	300	420	Treinar	São Bernardo do Campo, SP
123	28	14,86	480	5,25	910	400	510	Treinar	São Bernardo do Campo, SP
124	40	9,3	1200	49,26	1200	600	600	Treinar	São Paulo, SP
125	26	11,3	450	3,64	730	300	430	Treinar	São Paulo, SP
126	30	8,5	780	50	780	200	580	Treinar	São Paulo, SP

Fonte: Adaptado de Lobo (2005).

Tabela 58 Características geométricas e capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, utilizadas nos modelos com dados de provas de carga estática.

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
49	60	24	2550	16,5	2740	1000	1740	Treinar	-
50	70	30,1	400	4,57	575	250	325	Treinar	São Paulo, SP
51	20	9	700	8	770	350	420	Treinar	São Paulo, SP
52	23	10,3	800	6,22	1010	350	660	Treinar	São Paulo, SP
53	26	9,6	120	15,7	1200	300	900	Treinar	São Paulo, SP
54	33	9,6	1400	7,86	1940	600	1340	Treinar	São Paulo, SP
55	17	10	144,5	24,77	125	75	50	Treinar	Bauru, SP
56	17	14	234	31,04	205	120	85	Treinar	Barueri, SP
57	26	5	301,7	4,82	325	140	185	Treinar	Recife, PE
58	18	5,7	3015	3,36	335	150	185	Treinar	Joinville, SC
59	26	18,1	588	6,45	840	260	580	Validar	Joinville, SC
60	23	13,7	242,7	6,28	265	150	115	Validar	Joinville, SC
61	22,6	14	227,1	3,54	285	200	85	Validar	Joinville, SC
62	30	23,3	1800	7,85	2720	1200	1520	Treinar	Joinville, SC

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
63	20,3	20	315	5,7	540	280	260	Treinar	Joinville, SC
64	18	12,3	436	2,94	675	300	375	Treinar	Joinville, SC
65	18	8,6	770	26,2	650	250	400	Treinar	São José, SC
66	22,6	8,2	800	6,82	1200	400	800	Treinar	São José, SC
67	26	8,4	1000	15,45	950	400	550	Treinar	São José, SC
68	20	8,8	631	28,85	590	200	390	Treinar	São José, SC
69	18	12	440	5,91	570	260	310	Treinar	Joinville, SC
70	18	12	400	5,05	490	200	290	Treinar	Joinville, SC
71	15	10	232	2,37	290	150	140	Treinar	Mamoré, PR
72	23	12	400	9,69	407	200	207	Treinar	Mamoré, PR
73	40	11,1	720	6,86	820	300	520	Treinar	Curitiba, PR
74	30	12	510	2,26	560	350	210	Treinar	Curitiba, PR
75	30	12	450	6,45	780	300	480	Validar	Joinville, SC
76	50	27	600	27,04	600	250	350	Treinar	Santos,SP
77	50	39,8	1900	15,5	2280	750	1530	Treinar	Santos,SP
78	23	10,2	1800	11,17	2070	1000	1070	Treinar	Santos,SP
79	18	10	300	1,95	320	120	200	Treinar	Curitiba, PR
80	15	8,75	300	3,99	305	120	185	Treinar	Curitiba, PR
81	20	11,5	540	5,4	600	300	300	Validar	Curitiba, PR
82	25	13,5	273	22,58	272	150	122	Treinar	Curitiba, PR
83	20	11,5	540	3,92	800	360	440	Treinar	Curitiba, PR
84	15	3,5	390	6,42	650	200	450	Validar	Curitiba, PR
85	25	10	450	5,12	500	250	250	Treinar	Curitiba, PR
86	15	4,4	365	39,66	360	150	210	Treinar	Curitiba, PR
87	15	3,4	55	19,92	55	30	25	Validar	Curitiba, PR
88	20	12	54	19,74	53	25	28	Treinar	Curitiba, PR
89	25	14	300	28,46	284	100	184	Treinar	Curitiba, PR
90	30	7,7	450	4,5	530	250	280	Treinar	Curitiba, PR
91	40	10,3	600	1,97	770	500	270	Treinar	Curitiba, PR
92	40	12	1150	29,89	1150	320	830	Treinar	Curitiba, PR
93	30	14	1200	5,58	1370	320	1050	Treinar	Curitiba, PR
94	30	16	600	4,82	835	300	535	Treinar	Curitiba, PR
95	25	14	600	3,57	760	320	440	Treinar	Curitiba, PR
96	25	12,4	450	5,59	535	240	295	Treinar	Curitiba, PR
97	20	13	450	12,61	445	240	205	Treinar	Curitiba, PR
98	25	15	300	1,67	390	200	190	Treinar	Curitiba, PR
99	20	13	450	3,28	560	300	260	Treinar	Curitiba, PR
100	20	9	300	2,58	400	250	150	Treinar	Curitiba, PR
101	18	12,2	300	2,08	350	200	150	Treinar	Curitiba, PR
102	40	13	300	4,15	340	150	190	Treinar	Curitiba, PR
103	28	12,2	300	2,97	340	200	140	Validar	Curitiba, PR
104	40	11	580	20	575	320	255	Treinar	Curitiba, PR
105	20	12,1	900	4,89	1240	800	440	Treinar	Curitiba, PR

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
106	28	12	600	4,01	710	400	310	Treinar	Curitiba, PR
107	40	12	900	4,45	960	600	360	Validar	Curitiba, PR
108	28	12	900	6,12	990	400	590	Treinar	Curitiba, PR
109	40	12,3	450	10,56	495	200	295	Treinar	Curitiba, PR
110	33	12	300	5,52	350	250	100	Treinar	Curitiba, PR
111	25	14,4	450	8,78	485	240	245	Treinar	Curitiba, PR
112	25	12,9	600	3,42	780	400	380	Treinar	Guarulhos, SP
113	20	12,9	600	2,96	1020	400	620	Treinar	Guarulhos, SP
114	30	7	600	7,75	705	300	405	Validar	Guarulhos, SP
115	30	8,3	500	7,27	680	300	380	Treinar	Campo Largo, PR
116	30	6,8	600	7,62	815	300	515	Treinar	Campo Largo, PR
117	25	15,35	600	6,59	710	300	410	Treinar	Campo Largo, PR
118	25	14	1500	6,12	525	300	225	Treinar	Araucária, PR
119	42	23,65	2100	13,25	1800	600	1200	Treinar	Duque de Caxias, RJ
120	30	14	600	28,6	600	480	120	Validar	São Paulo, SP
121	28	14,86	320	3,7	750	320	430	Validar	São Bernardo do Campo, SP
122	28	14,68	360	3,15	720	300	420	Treinar	São Bernardo do Campo, SP
123	28	14,86	480	5,25	910	400	510	Treinar	São Bernardo do Campo, SP
124	40	9,3	1200	49,26	1200	600	600	Treinar	São Paulo, SP
125	26	11,3	450	3,64	730	300	430	Treinar	São Paulo, SP
126	30	8,5	780	50	780	200	580	Validar	São Paulo, SP

Fonte: Adaptado de Lobo (2005).

Tabela 59 Características geométricas e capacidades de carga das estacas pré-moldadas de concreto armado, utilizadas nos modelos com dados de provas de carregamento dinâmico.

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
1	26	18,9	-	-	1115	400	715	Treinar	Cubatão, SP
2	26	21,12	-	-	1005	300	705	Treinar	Cubatão, SP
3	26	10,5	-	-	950	400	550	Validar	Sumaré, SP
4	26	11,2	-	-	850	300	550	Treinar	Sumaré, SP
5	26	9,25	-	-	1000	400	600	Treinar	Jaguarié, SP
6	26	3,3	-	-	1040	400	640	Validar	Via Anhanguera, SP
7	33	21,1	-	-	1830	800	1030	Treinar	Cubatão, SP
8	33	39,9	-	-	1115	400	715	Treinar	Santos, SP

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/ 2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
9	33	9,9	-	-	900	440	460	Treinar	Via Anhanguera, SP
10	33	11,5	-	-	1080	500	580	Treinar	São Bernardo do Campo, SP
11	33	23	-	-	1250	400	850	Treinar	Santa Cruz, RJ
12	42	21,35	-	-	2030	500	1530	Treinar	São Sebastião, SP
13	42	12	-	-	2200	450	1750	Treinar	Volta Redonda, RJ
14	42	9,7	-	-	1880	800	1080	Treinar	São Caetano do Sul, SP
15	42	21,1	-	-	5300	2000	3300	Treinar	Duque de caxias, RJ
16	42	14,97	-	-	1780	800	980	Treinar	Sumaré, SP
17	42	23,15	-	-	1820	500	1320	Treinar	Santa Cruz, RJ
18	50	23	-	-	3100	900	2200	Validar	Caju, RJ
19	50	21,8	-	-	2700	1100	1600	Treinar	São José dos Campos, SP
20	50	18	-	-	2430	500	1930	Validar	Angra dos Reis, RJ
21	50	15,4	-	-	2610	600	2010	Treinar	Angra dos Reis, RJ
22	50	13,1	-	-	2790	500	2290	Treinar	Angra dos Reis, RJ
23	50	15,8	-	-	2350	1000	1350	Treinar	Duque de caxias, RJ
24	50	26,5	-	-	2520	550	1970	Validar	Santos,SP
25	50	34	-	-	2600	1000	1600	Treinar	Santos,SP
26	50	34	-	-	2620	800	1820	Validar	Santos,SP
27	50	14	-	-	2850	750	2100	Validar	Ipatinga, MG
28	50	29,5	-	-	4030	800	3230	Treinar	Santa Cruz, RJ
29	50	27,4	-	-	2940	750	2190	Treinar	Santa Cruz, RJ
30	50	26,4	-	-	5950	1500	4450	Treinar	Santa Cruz, RJ
31	50	26,4	-	-	2760	600	2160	Treinar	Barueri, SP
32	50	19,9	-	-	3140	500	2640	Treinar	Barueri, SP
33	50	16,5	-	-	2900	870	2030	Treinar	Barueri, SP
34	50	20,2	-	-	2650	500	2150	Treinar	Barueri, SP
35	50	9,4	-	-	280	600	2210	Treinar	Barueri, SP
36	50	18,7	-	-	3600	600	3000	Treinar	Barueri, SP
37	50	28,4	-	-	2750	1000	1750	Treinar	São Caetano do Sul, SP
38	50	11,7	-	-	3050	650	2400	Treinar	Barcarena, PA
39	50	17,75	-	-	2320	1100	1220	Treinar	Barcarena, PA
40	50	12,95	-	-	5000	600	4400	Treinar	Betim, MG
41	60	18,2	-	-	2850	1000	2850	Treinar	São José dos Campos, SP

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
42	60	9,3	-	-	5000	1000	4000	Validar	Duque de caxias, RJ
43	60	21,4	-	-	3950	1000	2950	Treinar	Duque de caxias, RJ
44	60	29,8	-	-	4900	1200	3700	Treinar	Duque de caxias, RJ
45	60	27,1	-	-	3170	800	2370	Treinar	Santa Cruz, RJ
46	60	28,7	-	-	3850	1500	2350	Treinar	Av. dos Automobilistas, SP
47	60	29	-	-	3230	1200	2030	Treinar	Av. dos Automobilistas, SP
48	60	35,5	-	-	4300	900	3400	Treinar	Santa Cruz, RJ

Fonte: Adaptado de Lobo (2005).

Tabela 60 Características geométricas e capacidades de carga das estacas tipo hélice contínua, utilizadas nos modelos com dados de provas de carga estática.

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
1	35	11,55	1320	4,93	1700	750	950	Treinar	Brooklin, SP
2	35	8,59	940	17,76	880	240	640	Treinar	Brooklin, SP
3	60	16,04	2600	14,2	2700	1000	1700	Treinar	Tatuapé, Sp
4	70	14,67	4400	8,65	5400	1500	3900	Treinar	Brooklin, SP
5	60	16,1	3630	26,88	3600	1500	2100	Treinar	Tatuapé, Sp
6	35	19	1200	5,8	1350	600	750	Treinar	São José dos Pinhais, PR
7	40	14,1	1600	7,36	2080	600	1480	Treinar	São José dos Pinhais, PR
8	50	15,4	2000	6,06	2450	1000	1450	Treinar	São José dos Pinhais, PR
9	35	20,2	1200	7,61	1440	750	690	Treinar	São José dos Pinhais, PR
10	35	20,2	1200	7,2	1720	720	1000	Treinar	São José dos Pinhais, PR
11	35	19,6	1000	22,78	970	250	720	Treinar	São José dos Pinhais, PR
12	40	15	1600	7,72	2440	750	1690	Treinar	Santana, SP
13	40	16,04	1200	8,73	1290	600	690	Treinar	Porto Alegre, RS
14	50	17	2000	11,41	2750	600	2150	Treinar	São José dos Pinhais, PR
15	40	9,07	1450	17,14	1410	360	1050	Treinar	Porto Alegre, RS
16	50	12,03	1700	61,28	1380	430	950	Treinar	Porto Alegre, RS
17	50	12,03	1900	22,75	1870	600	1270	Treinar	Porto Alegre, RS
18	50	12,85	2000	26,37	1900	750	1150	Treinar	Florianópolis, SC

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/ 2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
19	50	12	2000	10,74	2280	750	1530	Validar	Araucária, PR
20	80	11,83	4140	189,4	2820	1000	1820	Treinar	Vila Madalena, SP
21	50	21,12	2280	4,61	3000	1100	1900	Validar	Londrina, PR
22	70	17	4290	17,47	4450	2500	1950	Treinar	Lapa, SP
23	70	23	3270	3,95	4200	2000	2200	Validar	Belo Horizonte, MG
24	35	6	980	13,29	990	400	590	Treinar	Curitiba, PR
25	35	7	1400	9,4	1430	750	680	Treinar	Curitiba, PR
26	40	11,4	1307	36,61	1230	400	830	Treinar	Londrina, PR
27	40	11,4	2270	6,52	2490	720	1770	Validar	Londrina, PR
28	35	7,5	640	62,19	470	120	350	Treinar	Cidade Universitária, SP
29	43	7,5	820	41,66	690	400	290	Treinar	Cidade Universitária, SP
30	40	12	1600	3,92	1990	750	1240	Treinar	Águas Claras, RS
31	40	11	800	3,92	890	400	490	Validar	Águas Claras, RS
32	60	11,46	2070	19,26	2120	1000	1120	Treinar	Guarulhos, SP
33	60	11,81	2040	5,94	2800	1200	1600	Treinar	Mogi das Cruzes, SP
34	60	13,5	2660	21,02	2700	800	1900	Treinar	Jacarepaguá, RJ
35	60	13,5	2800	27,44	2710	1000	1710	Treinar	Jacarepaguá, RJ
36	60	14,5	2800	50,83	1820	700	1120	Treinar	Jacarepaguá, RJ
37	60	14,5	2800	15,55	2350	600	1750	Validar	Jacarepaguá, RJ
38	35	11	120	10,74	1310	500	810	Treinar	Jacarepaguá, RJ
39	50	11	2000	15,23	2140	1000	1140	Treinar	Jacarepaguá, RJ
40	50	13	2200	11,54	2250	815	1435	Treinar	Jaguariuna, Sp
41	50	21	2200	5,17	2680	1000	1680	Treinar	Jaguariuna, Sp
42	60	18,75	2500	16,22	2850	750	2100	Validar	Belo Horizonte, MG
43	60	18,75	2500	17,42	2660	600	2060	Treinar	Belo Horizonte, MG
44	40	17	820	4,28	1000	500	500	Treinar	Belo Horizonte, MG
45	50	22	2400	13,3	2810	1000	1810	Treinar	Botafogo, RJ
46	40	14,25	1280	1,67	1510	800	710	Validar	Sete Lagoas, MG
47	40	13	1600	8,89	1820	750	1070	Treinar	Barueri, Sp
48	50	18	2200	5,69	2410	1000	1410	Treinar	Ipatinga, MG
49	50	18	2200	17,12	2350	550	1800	Treinar	Ipatinga, MG
50	70	19	2850	6,87	3150	1500	1650	Treinar	Flamengo, RJ

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/ 2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
51	70	16	3090	13,59	3200	1500	1700	Treinar	Morumbi, SP
52	50	13	1500	3,44	2070	1000	1070	Treinar	Jacareí, SP
53	50	9,3	1500	6,39	1760	600	1160	Treinar	Jacareí, SP
54	70	18,4	4000	16,5	4020	2000	2020	Treinar	Imirin, SP
55	70	18,4	4000	9,43	4850	1500	3350	Treinar	Imirin, SP
56	70	15,8	2800	49,87	2280	600	1680	Treinar	Imirin, SP
57	70	23	2800	65,98	1960	700	1260	Validar	Imirin, SP
58	70	24	4800	23,53	4900	2500	2400	Validar	Imirin, SP
59	70	13	2130	29,66	1950	500	1450	Treinar	Santos, SP
60	50	15	2000	24,85	1950	500	1450	Treinar	Osasco, SP
61	60	16,57	2000	4,18	2400	1200	1200	Treinar	Blumenau, SC
62	70	23	2350	12,06	2730	1000	1730	Validar	Vitória, ES
63	50	12	1560	44,06	1340	1000	340	Treinar	Moema, SP
64	50	18,5	2450	8,68	3500	1000	2500	Treinar	Porto Alegre, RS
65	25	9,44	500	23,19	400	120	280	Treinar	Guarulhos, SP
66	25	8,5	500	21,26	300	200	100	Treinar	Guarulhos, SP
67	25	12	500	19,48	410	150	260	Treinar	Guarulhos, SP
68	25	14	560	18,26	510	150	360	Treinar	Guarulhos, SP
69	25	15	590	5,38	700	300	400	Treinar	Guarulhos, SP
70	25	15	590	5,29	710	375	335	Treinar	Guarulhos, SP
71	50	26,5	2100	6,66	2160	1500	660	Treinar	Vitória, ES
72	50	22	2600	10,23	3200	1500	1700	Validar	Serra, ES
73	50	19	2030	23,95	1950	1300	650	Validar	Porto Alegre, RS
74	40	23	1540	5,8	1930	1000	930	Treinar	Viçosa, MG
75	70	11,5	2600	3,96	3450	1500	1950	Treinar	Vila Velha, ES
76	35	7	700	38,93	630	175	455	Treinar	Belo Horizonte, MG
77	35	7	650	29,86	570	200	370	Treinar	Belo Horizonte, MG
78	35	10	792	3,48	455	260	195	Validar	Belo Horizonte, MG
79	60	16	2600	6,07	2960	1500	1460	Treinar	Belo Horizonte, MG
80	40	16	1600	5,26	2190	1000	1190	Treinar	Osasco, SP
81	50	12,2	1800	38,78	1690	600	1090	Treinar	Araucária, PR
82	30	17,8	600	4,1	660	400	260	Treinar	Valinhos, Sp
83	30	17,8	1160	14,89	1260	600	660	Treinar	Valinhos, Sp
84	50	21	2000	10,43	2110	900	1210	Treinar	Recife, PE
85	40	20	1200	15,6	1230	600	630	Validar	Recife, PE
86	40	10,5	1260	8,48	1700	500	1200	Treinar	São José dos Pinhais, PR
87	40	7,8	648	18	620	360	260	Treinar	São José dos Pinhais, PR

Estaca	S (cm)	L (m)	Carga máx aplicada (KN)	Recalque máx (mm)	Qrup - NBR 6122/ 2010	QLrup (KN)	QPrup (KN)	Utilizada no modelo da RNA	Local
88	40	14,5	1260	7,7	1780	600	1180	Treinar	São José dos Pinhais, PR
89	50	19	1800	8,35	1940	1000	940	Treinar	São José dos Pinhais, PR
90	50	17,4	1040	2,85	1640	800	840	Treinar	Manaus, AM
91	50	14	2030	8,64	2590	1000	1590	Treinar	Camaçari, BA
92	50	14,5	2030	7,18	2860	1300	1560	Treinar	Camaçari, BA
93	50	17	2030	7,75	2400	1000	1400	Treinar	Camaçari, BA
94	50	16	2030	9,36	2450	800	1650	Treinar	Camaçari, BA
95	35	14	1200	17,65	1200	400	800	Validar	Jacareí, SP

Fonte: Adaptado de Lobo (2005).

ANEXO II

Tabela 61 Valores das variáveis de entrada e saída, dos modelos de capacidade de carga para a estaca pré-moldada de concreto armado

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
1	26	104	676	18,9	1,81	0	13,15	400	0	0	27,3333	715	1115
2	26	104	676	21,12	2,4	0	17,66	300	0	0	27,3333	705	1005
3	26	104	676	10,5	7,7778	0	0	400	25,6667	0	0	550	950
4	26	104	676	11,2	6,7778	0	0	300	19,6667	0	0	550	850
5	26	104	676	9,25	4,25	17,5	0	400	0	21	0	600	1000
6	26	104	676	3,3	2	0	0	400	10	0	16	640	1040
7	33	132	1089	21,1	1,4333	0	14,5429	800	0	0	27,3333	1030	1830
8	33	132	1089	39,9	3,6667	5,1304	0	400	0	15,3333	0	715	1115
9	33	132	1089	9,9	0	0	14,625	440	0	0	10,3333	460	900
10	33	132	1089	11,5	11,125	0	5	500	15,6667	0	0	580	1080
11	33	132	1089	23	0	11,3333	0	400	0	16	0	850	1250
12	42	168	1764	21,35	2,1091	6,6667	0	500	0	21	0	1530	2030
13	42	168	1764	12	4,4283	2	22	450	0	0	34	1750	2200
14	42	168	1764	9,7	4,5375	0	0	800	34	0	0	1080	1880
15	42	168	1764	21,1	8,7143	0	13,1111	2000	0	0	11	3300	5300
16	42	168	1764	14,97	12	0	0	800	27,3333	0	0	980	1780
17	42	168	1764	23,15	2	14,7778	0	500	0	21,6667	0	1320	1820
18	50	200	2500	21,8	14,5625	10,5	0	1100	0	29,6667	0	1600	2700
19	50	200	2500	23	11,8235	4,75	0	900	26	25	0	2200	3100
20	50	200	2500	18	2	8,2143	0	500	0	34	0	1930	2430
21	50	200	2500	15,4	2	5,8182	0	600	0	17	0	2010	2610
22	50	200	2500	13,1	0	3,125	0	500	0	18	0	2290	2790

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
23	50	200	2500	15,8	1,75	5,6667	13,1429	1000	0	0	16,6667	1350	2350
24	50	200	2500	26,5	1,775	4,5	0	550	0	11,6667	0	1970	2520
25	50	200	2500	34	1,7954	14,1	0	1000	4,25	24	0	1600	2600
26	50	200	2500	34	2,475	12,5	0	800	22	23,5	0	1820	2620
27	50	200	2500	14	0	9,517	0	750	0	23,6667	0	2100	2850
28	50	200	2500	29,5	0	17	0	800	0	22	40	3230	4030
29	50	200	2500	38,85	5	13,6923	0	750	0	29,3333	0	2190	2940
30	50	200	2500	28,75	0	17,0769	0	1500	0	22	40	4450	5950
31	50	200	2500	26,4	6,125	0	2,5555	600	22	40	0	2160	2760
32	50	200	2500	19,9	2,9091	14	7,6	500	0	34	0	2640	3140
33	50	200	2500	16,5	2	8,75	4,75	870	0	17,6667	0	2030	2900
34	50	200	2500	20,2	2	3	1,7	500	11,5	40	0	2150	2650
35	50	200	2500	9,4	0	2,3333	5,5	600	0	40	22	2210	2810
36	50	200	2500	18,7	12,875	9,5714	0	600	34	0	0	3000	3600
37	50	200	2500	28,4	5	4,3333	9,6111	1000	0	0	24	1750	2750
38	50	200	2500	11,7	4,3333	15,8571	0	650	0	22	0	2400	3050
39	50	200	2500	12,95	7,4286	15	0	1100	0	18,3333	0	1220	2320
40	60	240	3600	9,3	0	5,4286	0	600	0	26	0	4400	5000
41	60	240	3600	21,4	12,0625	14,6667	0	1000	0	28,3333	0	2850	3850
42	60	240	3600	29,8	11,25	8,5714	0	1000	32	0	0	4000	5000
43	60	240	3600	27,1	0	9,5	6,8571	1000	0	0	34	2950	3950
44	60	240	3600	28,7	21	12,625	0	1200	34	0	0	3700	4900
45	60	240	3600	29	1,5	14,125	0	800	0	29,3333	0	2370	3170
46	60	240	3600	35,5	6,6	5,0454	0	1500	0	9,6667	0	2350	3850
47	60	240	3600	21,25	8,5714	5,3333	0	1200	0	5	0	2030	3230
48	70	280	4900	30,1	0	11,7778	0	900	0	0	34	3400	4300

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
49	60	240	3600	24	0	12,875	7	1000	0	19,3333	0	1740	2740
50	17	68	289	9,4	6,6667	4	0	250	14	21	0	325	575
51	20	80	400	9	6,6667	4	0	350	14	21	0	420	770
52	23	92	529	10,3	7,7143	4	0	350	0	20,6667	0	660	1010
53	26	104	676	9,6	7,7143	4	0	300	0	20,6667	0	900	1200
54	33	132	1089	9,6	7,7143	4	0	600	0	20,6667	0	1340	1940
55	15	60	225	10	0	4,75	0	75	0	6	0	50	125
56	15	60	225	14	0	5,9167	0	120	0	11,6667	0	85	205
57	26	104	676	5	4	2	5	140	5,6667	0	0	185	325
58	18	72	324	5,7	0	0	3,25	150	0	0	7	185	335
59	26	104	676	18,1	0	0	5,0625	260	0	0	11,6667	580	840
60	20	80	400	13,7	2	4	4,1429	150	0	0	12,3333	115	265
61	20	80	400	14	0	7,6667	4,8333	200	0	0	9	85	285
62	30	120	900	23,3	0	4,1667	7	1200	0	0	13,6667	1520	2720
63	18	72	324	20	2,75	0	4,2857	280	0	0	4,3333	260	540
64	18	72	324	12,3	4,1429	0	5,3333	300	0	0	13	375	675
65	16	64	256	8	2,5	14	10,5	250	0	0	34	400	650
66	20	80	400	8,2	2,5	14	8	400	0	0	31	800	1200
67	23	92	529	8,4	2,5	14	8	400	0	0	31	550	950
68	18	72	324	8,8	2,5	14	10,5	200	0	0	34	390	590
69	18	72	324	12	0	9,2	10,5	260	0	0	11,3333	310	570
70	18	72	324	12	0	9,2	10,5	200	0	0	11,3333	290	490
71	15	60	225	10	3	0	0	150	0	0	8,3333	140	290
72	23	92	529	12	3	0	5	200	0	0	8	207	407
73	40	160	1600	11,1	3	7	0	300	18,3333	0	0	520	820
74	30	120	900	12	6	7	0	350	25,6667	0	0	210	560

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
75	25	100	625	14	3	11,8571	10	300	0	0	19,3333	480	780
76	50	200	2500	13,5	1,5714	0	0	250	1,6667	0	0	350	600
77	50	200	2500	27	1,7778	5,5	0	750	0	15,6667	0	1530	2280
78	39,8	159,2	1584,04	27	2	13,7727	0	1000	7	0	21	1070	2070
79	23	92	529	10	6,25	0	0	120	3	0	11,5	200	320
80	18	72	324	10	6,375	0	0	120	12	0	19	185	305
81	25	100	625	13,5	9	12,5	6,6667	300	0	0	12,6667	300	600
82	20	80	400	11,5	10,5	0	8,2	150	0	0	7,6667	122	272
83	25	100	625	13,5	3,25	0	11,8571	360	0	0	9,3333	440	800
84	20	80	400	11,5	3,25	0	9,4	200	0	0	16,3333	450	650
85	25	100	625	12	5,5714	0	3	250	10	0	0	250	500
86	25	100	625	10	4	0	3	150	9,6667	0	0	210	360
87	15	60	225	4,4	0	0	3	30	2,6667	0	0	25	55
88	15	60	225	3,4	0	0	3	25	2	0	3	28	53
89	20	80	400	12	3,4286	0	3	100	16,6667	0	0	184	284
90	25	100	625	14	5,7778	0	3	250	22,3333	0	0	280	530
91	30	120	900	7,7	0	0	14,125	500	0	0	24	270	770
92	40	160	1600	10,3	0	0	8,125	320	0	0	19,6667	830	1150
93	40	160	1600	12	0	0	10,9167	320	0	0	24,6667	1050	1370
94	30	120	900	14	5,9091	0	11	300	0	0	13,6667	535	835
95	30	120	900	13,55	7,8	0	6,25	320	8,3333	0	0	440	760
96	25	100	625	14	7,2857	0	0	240	2,6667	0	0	295	535
97	25	100	625	12,4	5,9091	0	0	240	10	0	0	205	445
98	20	80	400	13	8,5	0	8	200	8,6667	0	0	190	390
99	25	100	625	13,55	6,7778	0	9,75	300	11,3333	0	0	260	560
100	20	80	400	11,6	5,8333	0	4,8	250	6,6667	0	0	150	400

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
101	20	80	400	9	7,9429	0	0	200	23,3333	0	0	150	350
102	18	72	324	11,1	5,1	0	0	150	8,3333	0	0	190	340
103	20	80	400	12,1	7,3	0	0	200	15,3333	0	0	140	340
104	28	112	784	10,6	5,9	0	0	320	10,6667	0	0	255	575
105	40	160	1600	12	9,6	0	5,8	800	21,3333	0	0	440	1240
106	28	112	784	12	5,9	0	0	400	10,6667	0	0	310	710
107	40	160	1600	12,3	9,7143	0	0	600	24,6667	0	0	360	960
108	33	132	1089	12	6	0	0	400	14,3333	0	0	590	990
109	25	100	625	14,4	4	0	7,8	200	0	0	18	295	495
110	20	80	400	12,9	0	0	4	250	0	0	7,3333	100	350
111	25	100	625	12,9	3,9333	0	2,875	240	0	0	10	245	485
112	30	120	900	7,85	12,8	12,5	0	400	26,3333	0	0	380	780
113	30	120	900	6,65	13,25	6,5	0	400	25,3333	0	0	620	1020
114	30	120	900	6,8	6,2	3,6	0	300	28	27	0	405	705
115	25	100	625	16,2	7,5	0	0	300	31,3333	0	0	380	680
116	25	100	625	16,8	7,7	7	13	300	0	0	14	515	815
117	25	100	625	15,35	8,9286	0	0	300	0	0	11,3333	410	710
118	25	100	625	14	8	0	6,1667	300	16,6667	0	0	225	525
119	42	168	1764	23,65	8,2857	14,0833	0	600	0	34	0	1200	1800
120	30	120	900	14	6,5	8,6667	0	480	5	7	0	120	600
121	15	60	225	14	1,6667	3,25	3,9	320	0	0	5	430	750
122	15	60	225	14	2	0	1,8306	300	0	0	3	420	720
123	15	60	225	14	1	0	1,9588	400	0	0	2	510	910
124	30	120	900	8	3	0	15,2	600	0	0	13,3333	600	1200
125	25	100	625	11,3	1	4,125	5,6667	300	0	0	19,6667	430	730
126	30	120	900	8,5	0	8	0	200	0	10,3333	0	580	780

Tabela 62 Valores das variáveis de entrada e saída, do modelo de capacidade de carga para a estaca tipo hélice contínua

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
1	35	109,956	962,115	11,55	15,7143	18,3333	0	750	34,5	25	0	950	1700
2	35	109,956	962,115	8,59	14,4	16,5	0	240	19	22	0	640	880
3	60	188,496	2827,44	16,04	6,6923	0	0	1000	8	16,5	0	1700	2700
4	70	219,912	3848,46	14,67	25,3077	0	0	1500	34	0	0	3900	5400
5	60	188,496	2827,44	16	12,2143	0	0	1500	21,3333	0	0	2100	3600
6	35	109,956	962,115	19	0	0	11,7647	600	0	0	22,6667	750	1350
7	40	125,664	1256,64	14,1	7	0	30	600	0	0	36,6667	1480	2080
8	50	157,08	1963,5	15,4	7	0	27,8571	1000	0	0	36,3333	1450	2450
9	35	109,956	962,115	20,2	2,75	0	15,8571	750	0	0	36,6667	690	1440
10	35	109,956	962,115	20,2	4,6667	0	15,4167	720	0	0	25,3333	1000	1720
11	35	109,956	962,115	19,6	6,1667	0	0	250	0	0	36,6667	720	970
12	40	125,664	1256,64	15	17,0909	20,5	0	750	36,6667	0	0	1690	2440
13	40	125,664	1256,64	16,04	3,6667	17,1667	0	600	0	33,3333	0	690	1290
14	50	157,08	1963,5	17	0	0	12,0667	600	0	0	19	2150	2750
15	40	125,664	1256,64	9,07	3,3333	0	4,5	360	0	0	36,6667	1050	1410
16	50	157,08	1963,5	12,03	4,8	0	19,25	430	0	0	36,6667	950	1380
17	50	157,08	1963,5	12,03	4,8	0	19,25	600	0	0	36,6667	1270	1870
18	50	157,08	1963,5	12,85	20,4	8	0	750	34	0	0	1150	1900
19	50	157,08	1963,5	12	16,9	0	0	750	34	0	0	1530	2280
20	80	251,328	5026,56	11,83	3,6667	7	0	1000	36,6667	0	0	1820	2820
21	50	157,08	1963,5	21,12	8,9444	0	18	1100	0	0	32,3333	1900	3000
22	70	219,912	3848,46	17	16,8	0	0	2500	29,6667	0	0	1950	4450
23	70	219,912	3848,46	23	3,5	0	16,0526	2000	0	0	27,3333	2200	4200
24	35	109,956	962,115	6	29,25	0	0	400	27,3333	0	0	590	990
25	35	109,956	962,115	7	29,4	0	0	750	26,6667	0	0	680	1430

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
26	40	125,664	1256,64	11,4	3,7778	0	0	400	9	0	0	830	1230
27	40	125,664	1256,64	11,4	3,7778	0	0	720	9	0	0	1770	2490
28	35	109,956	962,115	7,5	5	0	13,6667	120	0	0	27,6667	350	470
29	43	135,0888	1452,205	7,5	5	0	13,6667	400	0	0	27,6667	290	690
30	40	125,664	1256,64	12	0	0	10,1	750	0	0	32,3333	1240	1990
31	40	125,664	1256,64	11	0	0	5,2222	400	0	0	33	490	890
32	60	188,496	2827,44	11,46	2	11,5	0	1000	27,6667	0	0	1200	2200
33	60	188,496	2827,44	11,81	3,3	7,6	0	1200	36,6667	0	0	1600	2800
34	60	188,496	2827,44	13,5	0	0	17,2727	800	0	0	15,3333	1900	2700
35	60	188,496	2827,44	13,5	13,5	0	11	1000	0	0	19,6667	1710	2710
36	60	188,496	2827,44	14,5	16,8	0	0	700	17,6667	0	0	1120	1820
37	60	188,496	2827,44	14,5	14,375	17,5	0	600	18,3333	0	0	1750	2350
38	35	109,956	962,115	11	0	0	20,4286	500	0	0	23,3333	810	1310
39	50	157,08	1963,5	11	15	0	19,3333	1000	0	0	17,3333	1140	2140
40	50	157,08	1963,5	13	6,875	0	8,6667	815	0	0	19,6667	1435	2250
41	50	157,08	1963,5	21	7,8889	0	11,8	1000	0	0	16,3333	1680	2680
42	60	188,496	2827,44	18,75	4,5	8,3333	0	750	0	32,6667	0	2100	2850
43	60	188,496	2827,44	18,75	4,5	8,3333	0	600	0	32,6667	0	2060	2660
44	40	125,664	1256,64	17,5	2,555	15,1111	0	500	0	36,6667	0	500	1000
45	50	157,08	1963,5	22	9,8462	13,25	22,6667	1000	0	0	25,6667	1810	2810
46	40	125,664	1256,64	14,25	4,5	0	16,1667	800	0	0	31,6667	710	1510
47	40	125,664	1256,64	13	14,5556	0	22	750	0	0	36,6667	1070	1820
48	50	157,08	1963,5	18	7	14,2143	0	1000	0	11,3333	0	1410	2410
49	50	157,08	1963,5	18	7	14,2143	0	550	0	11,3333	0	1800	2350
50	70	219,912	3848,46	19	9	20,8462	12,3333	1500	16	10	0	1650	3150
51	70	219,912	3848,46	16	0	21,8	15,4286	1500	0	36,6667	0	1700	3200

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
52	50	157,08	1963,5	13	3,6667	0	26,375	1000	0	0	32,6667	1070	2070
53	50	157,08	1963,5	9,3	3,6667	0	22,75	600	0	0	36,6667	1160	1760
54	70	219,912	3848,46	18,4	4	0	11,9286	2000	0	0	33,6667	2020	4020
55	70	219,912	3848,46	18,9	13,6667	0	14,7857	1500	0	0	15,6667	3350	4850
56	70	219,912	3848,46	15,8	2	0	7,3182	600	0	0	17,6667	1680	2280
57	70	219,912	3848,46	23	2	0	12,1389	700	0	0	26,6667	1260	1960
58	70	219,912	3848,46	24	2	0	12,8158	2500	0	0	24,3333	2400	4900
59	70	219,912	3848,46	15	3	10,9	0	500	0	18	0	1450	1950
60	50	157,08	1963,5	12	19	3	0	500	0	36,6667	0	1450	1950
61	60	188,496	2827,44	16,57	4	11,0909	0	1200	40	35	0	1200	2400
62	70	219,912	3848,46	23	13	11,2222	0	1000	18,3333	0	0	1730	2730
63	50	157,08	1963,5	12	0	7,7	0	1000	9	10	0	340	1340
64	50	157,08	1963,5	18,5	4	14	0	1000	0	36,6667	0	2500	3500
65	25	78,54	490,875	9,44	3,3333	14	0	120	0	19,3333	0	280	400
66	25	78,54	490,875	8,5	2,3333	0	19	200	0	0	36,6667	100	300
67	25	78,54	490,875	12	2,4	10,5	14,3333	150	0	0	36,6667	260	410
68	25	78,54	490,875	14	1,5	14,5	16,5	150	0	0	12,6667	360	510
69	25	78,54	490,875	15	4,5556	0	18	300	0	0	34,3333	400	700
70	25	78,54	490,875	15	4,5555	0	18	375	0	0	34,3333	335	710
71	50	157,08	1963,5	26,5	1,45	7,1667	0	1750	0	32,6667	0	410	2160
72	50	157,08	1963,5	22	17,8667	14,8	0	1500	7	9	0	1700	3200
73	50	157,08	1963,5	19	5	18,25	0	1300	0	16,3333	0	650	1950
74	40	125,664	1256,64	23	9,7143	8,3636	5	1000	8	0	0	930	1930
75	70	219,912	3848,46	11,5	3,6667	18,8	9	1500	0	40	10	1950	3450
76	35	109,956	962,115	7	5,4	0	0	175	5	0	0	455	630
77	35	109,956	962,115	7	5,4	0	0	200	5	0	0	370	570

Estaca	Diâmetro (cm)	Perímetro (cm)	Área (cm ²)	Comprimento (m)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QL (kN)	Nspt ARGILA	Nspt AREIA	Nspt SILTE	QP (kN)	QT (kN)
78	35	109,956	962,115	10	5,25	0	0	260	0	6	8	195	455
79	60	188,496	2827,44	16	16,5	0	12,5833	1500	0	40	29,5	1460	2960
80	40	125,664	1256,64	16	12,5714	0	0	1000	36,6667	0	0	1190	2190
81	50	157,08	1963,5	12,2	19,8	0	0	600	36,6667	0	0	1090	1690
82	30	94,248	706,86	17,8	1,8571	5	22,5	400	0	0	29,3333	260	660
83	30	94,248	706,86	17,8	1,8571	5	22,5	600	0	0	29,3333	660	1260
84	50	157,08	1963,5	21	7	10	0	900	0	33,6667	0	1210	2110
85	40	125,664	1256,64	21	7	10	0	600	0	33,6667	0	630	1230
86	40	125,664	1256,64	10,5	17,4	8,6667	0	500	30	40	0	1200	1700
87	40	125,664	1256,64	7,8	12,3333	8,6667	0	360	34	0	0	260	620
88	50	157,08	1963,5	14,5	15,25	0	0	600	29	0	0	1180	1780
89	40	125,664	1256,64	19	5	0	27,7143	1000	0	0	36,6667	940	1940
90	50	157,08	1963,5	17,4	6,7778	3,5	0	800	0	3,6667	0	840	1640
91	50	157,08	1963,5	14	0	7	10,0909	1000	0	32,6667	0	1590	2590
92	50	157,08	1963,5	14,5	0	0	11,5	1300	0	40	17	1560	2860
93	50	157,08	1963,5	17	10	0	15,7857	1000	0	0	27	1400	2400
94	50	157,08	1963,5	16	8,6667	0	14,8182	800	0	0	30,6667	1650	2450
95	35	109,956	962,115	14	1,8	2	8,2	400	0	0	31,3333	800	1200